

# 多 MEMS 陀螺数据融合系统的设计和实现\*

柯熙政, 张伟志, 刘娟花

(西安理工大学自动化与信息工程学院 西安 710048)

**摘要:** 微机电系统陀螺仪以其成本低廉和小巧方便已经广泛应用于军民领域, 但是其仍然面临着零偏稳定性不够高的问题。针对这种现象, 设计了一套空间大小仅为  $45\text{ mm} \times 55\text{ mm} \times 30\text{ mm}$  的可扩展可移植的硬件平台, 在此平台上利用小波域多尺度融合算法, 对 4 个微机电陀螺仪所采集的原始数据进行实时小波融合处理。分别对该集成系统在静态和动态环境下进行测试, 实验结果表明, 该系统运行稳定可靠, 融合处理后的数据标准差都比融合前降低了一个量级。

**关键词:** 微机电陀螺仪; 零偏稳定性; 小波融合; 多尺度分析

中图分类号: TN409 TH714 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40 510.99 590.35

## Design and implementation of multi-MEMS gyroscope data fusion system

Ke Xizheng, Zhang Weizhi, Liu Juanhua

(School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** Micro Electro mechanical Systems (MEMS) gyroscope has been widely used in military and civilian fields due to its low cost and compactness, but there is still issue of insufficient zero-bias stability. To improve this performance, a scalable and portable hardware platform with a size of only  $45\text{ mm} \times 55\text{ mm} \times 30\text{ mm}$  is designed in this paper. On this platform, multi-scale fusion algorithm in wavelet domain is applied to process the original data of the four MEMS gyroscopes by real-time wavelet fusion. The test results show that the system is stable and reliable, and the variance of fused data is reduced by one order of magnitude compared with the original variance.

**Keywords:** micro electro mechanical systems (MEMS) gyroscope; zero-bias stability; wavelet fusion; multi-scale analysis

## 0 引言

微机电系统 (micro electro mechanical systems, MEMS) 陀螺仪凭借体积小、重量轻、便于低成本实现等特点, 已经在诸多领域得到了广泛应用, 但是其仍然面临着零偏稳定性不高的问题, 这导致 MEMS 陀螺仪在一些精密测量行业中的应用受到限制。为了提高测量精度, 人们除了在陀螺仪的制造工艺上进行改进之外<sup>[1-3]</sup>, 对原始的测量数据的后期处理也是一个主要的手段。

数据融合技术自 20 世纪 70 年代出现以来已经取得了较大的发展<sup>[4]</sup>。多尺度估计框架是 20 世纪 90 年代由 Basseville B<sup>[5]</sup> 提出, 现在已经应用于解决很多实际问题中, 并给出了确切的多尺度解。自 1997 年柯熙政等人<sup>[6]</sup> 提出小波分解原子时算法 (即多尺度数据融合模型) 以

来, 近年来基于数据融合和多尺度估计技术已经成为了理论科研和工程领域内的研究热点, 并取得了较大成果<sup>[7]</sup>。文献[8]提出了一种多尺度纹理描述子特征, 采用小波变换, 获得图像在时频领域上的多尺度纹理视觉全局特征, 再提取局部细节信息, 通过在时频域进行融合处理, 为机器视觉分辨提供更为可靠的数据信息; 文献[9]作者提出了一种基于区域清晰度的小波变换图像融合算法, 通过比较不同原图像小波变换子图各像素邻域间的清晰度指标, 提取不同尺度的细节信息构建全景聚焦图像, 以消除传统空域融合方法因采用单一融合尺度而产生的块效应现象; 文献[10]提出一种基于小波多尺度的 Kalman 数据滤波方法, 并将小波多尺度分解和 Kalman 滤波相结合, 对较强噪声情况下的系统估计有较好的效果; 文献[11-12]通过把 3 个微机电陀螺仪的测量数据用多尺度数据融合算法进行处理后证明了融合后的

零偏稳定性比单个陀螺仪提高了一个量级,证明了该算法可以很好地适用于微机电陀螺仪的数据融合中。文献[13]针对 4 个陀螺组合使用多尺度多传感器数据融合算法,通过采用自适应权值的方法进行融合处理,仿真证明可以有效提高陀螺组合精度;文献[14]介绍了一种基于小波与 Kalman 算法的混合滤波方法,采集陀螺原始数据进行仿真实验,表明该方法可以对陀螺仪的随机噪声进行降噪处理。

本文设计了一套专门用于多传感器数据融合处理的硬件平台,此平台集成了基于小波变换的多尺度多传感器融合算法,实时快速计算并将融合结果输出。通过长时间的运行和对处理结果的分析表明,该系统可以稳定可靠地完成多微电系统陀螺仪的多尺度小波融合处理任务,融合处理后的数据较之前陀螺仪采集的原始数据,零偏稳定性有了显著提高。

### 1 理论分析

自从 Morlet 联合物理学家 Grossman A 等人<sup>[15]</sup>构建起连续小波变换理论体系后,小波变换的分析方法在近几十年中已经做到了长足的发展,本文以文献[11-12]的小波分析理论为基础,在此基础上增加了动态情况下的分析和实验验证。

#### 1.1 多尺度小波分析理论

由粗到细或由细到粗地不同尺度上对事物进行分析称为多尺度分析(multi-scale analysis, MSA),这种方法就相当于是把小波变换等效成一组镜像滤波器<sup>[16]</sup>。通过低通滤波器将会产生信号的低频分量  $V_j$ , 相对地通过高通滤波器可以产生信号的高频分量  $W_j$ 。经过  $J$  层分解后,得到相互正交的分量如式(1)所示。

$$X = W_1 + V_1 = W_1 + W_2 + V_2 = \dots = \sum_{j=1}^J W_j + V_j \quad (1)$$

式(1)表明,任何函数  $x \in L^2(R)$  都可以按照尺度为  $2^j$  时的整体信号和尺度为  $2^j$  的细节信号进行重构,而所谓的信号重构是信号分解的逆过程。现如今广泛使用的分解重构算法是 Mallat 塔式算法。它的原理和步骤可以表述如下。

设函数  $f(x) \in L^2(R)$ , 根据上面的多尺度分析,  $f(x)$  的正交小波分解为:

$$f(x) = \sum_{j \in Z} g_j(x) = \sum_{j \in Z} \sum_{k \in Z} d_{j,k} \psi_{j,k}(x) \quad (2)$$

由于实际信号的细节部分都是有限的,则由式(1)和(2)可以得出:

$$f(x) = \sum_{j \in Z} c_{j,k} \varphi_{j,k}(x) + \sum_{l=1}^J \sum_{k \in Z} d_{l,k} \psi(x) \quad (3)$$

式(3)中,两个系数的取值由式(4)确定。

$$\begin{cases} c_{j,k} = \langle f(x), \varphi_{j,k}(x) \rangle, k \in Z \\ d_{l,k} = \langle f(x), \psi_{l,k}(x) \rangle, k \in Z \end{cases} \quad (4)$$

通常情况下,称  $f_j(x)$  为  $f(x)$  的尺度  $J$  的连续逼近,称其系数为  $f(x)$  的离散逼近;称  $g_l(x)$  为尺度  $l$  下的连续细节,称其系数为  $f(x)$  的离散细节。且有式(5)和(6)成立。

$$f_j(x) = \sum_{k \in Z} c_{j,k} \varphi_{j,k}(x) \quad (5)$$

$$g_l(x) = \sum_{k \in Z} d_{l,k} \psi_{l,k}(x) \quad (6)$$

由式(5)和(6)可以看出,要想得到信号的多尺度逼近信号和细节信号,只需要求出  $\{c_{j,k}\}_{k \in Z}$  和  $\{d_{j,k}\}_{k \in Z}$  即:

$$\begin{cases} c_{j+1,k} = \sum_{k \in Z} c_{j,k} \bar{h}(n-2k), k \in Z \\ d_{j+1,k} = \sum_{k \in Z} c_{j,k} \bar{g}(n-2k), k \in Z \end{cases} \quad (7)$$

与之相对应存在由  $\{c_{j+1,k}\}_{k \in Z}$  和  $\{d_{j+1,k}\}_{k \in Z}$  重构的算法,如式(8)所示。

$$c_{j,k} = \sum_{n \in Z} c_{j+1,n} h(k-2n) + \sum_{n \in Z} d_{j+1,n} g(k-2n) \quad (8)$$

#### 1.2 多尺度随机动态模型数据融合

对于多尺度下的随机动态数据模型的数据融合估计,首先建立尺度  $i$  上的尺度系数、小波系数与细尺度  $i+1$  上的尺度系数之间的动态关系基本框架如下:

$$X_m(i+1) = H_i^T X_m(i) + G_i^T \bar{W}_m(i) \quad (9)$$

式中:  $H_i \in R^{M \times M_{i+1}}$  是系统矩阵,也可以为相应的尺度算子,  $G_i^T$  为小波算子,  $\bar{W}_m(i)$  表示系统过程噪声,  $X_m(i)$  表示状态向量块,尺度  $i = L, L+1, \dots, N-1$ 。

设观测信息模型为<sup>[17]</sup>:

$$Z_m(i) = C_m(i) X_m(i) + V_m(i) \quad (10)$$

$Z_m(i)$  和  $V_m(i)$  分别表示尺度  $i$  上的观测值和观测误差,则  $Z_m(i)$  的估计值为:

$$\hat{X}_m(i|i) = E\{X_m(i) | Z_m(L), Z_m(L+1), \dots, Z_m(i)\} \quad (11)$$

则由式(9)、(11)以及小波变换可以得到:

$$\hat{X}_m(i+1|i+1) = \hat{X}_m(i+1|i) + K_m(i+1)[Z_m(i+1) - C_m(i+1)\hat{X}_m(i+1|i)] \quad (12)$$

其中:

$$K_m(i+1) = P_m(i+1|i)C_m^T(i+1)[C_m(i+1)P_m(i+1|i)C_m^T(i+1) + R_m(i+1)]^{-1} \quad (13)$$

$$P_m(i+1|i+1) = [I - K_m(i+1)C_m(i+1)]P_m(i+1|i) \quad (14)$$

$$\hat{X}_m(i+1|i) = H^T(i)\hat{X}_m(i|i) \quad (15)$$

$$\bar{Q}_m(i) \in R^{M_{i+1} \times M_{i+1}} \quad (16)$$

初始条件满足  $\hat{X}_0(L|L) = Z_0(L), P_0(L|L) = R_0(L)$ 。

### 1.3 多尺度融合方差

现实中传感器测量到的数据总是含有噪声,设  $m$  个传感器的加权因子为归一化权值  $W_1, W_2, \dots, W_i$ , 同时假设各个传感器之间彼此独立<sup>[18]</sup>, 则时域融合后的方差为:

$$\sigma^2 = E[(X - \hat{X})^2] = \sum_{i=1}^m W_i^2 \sigma_i^2 \quad (17)$$

该方差对应的最小值为:

$$\sigma_{\min}^2 = 1 / \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i^2} \quad (18)$$

总均方误差最小时所对应的加权因子为:

$$W_i^* = 1 / (\sigma_i^2 \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i^2}) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (19)$$

由以上分析可以得出以下两个结论<sup>[19]</sup>: 1) 时域融合后的方差小于各传感器的方差; 2) 时域融合后的估计是传感器测量值的线性函数。

根据式(7), 将随机信号的重构公式重写为:

$$X_J = \sum_k h_n(J, k) \phi_{J,k} + \sum_j \sum_k g_n(j, k) \psi_{j,k} \quad (20)$$

式中:  $X_J$  是重构后的数据,  $\phi_{J,k}$  和  $h_n(J, k)$  分别代表第  $J$  层的尺度函数和第  $k$  个逼近系数,  $\psi_{j,k}$  和  $g_n(j, k)$  分别代表第  $J$  层的小波函数和第  $k$  个细节系数。设  $Wh_i$  和  $Wg_i$  分别为逼近信号和细节信号的加权因子, 则:

$$\sigma^2 = \sigma_h^2 + \sigma_g^2 = E\left[X_V^2 - \sum_{i=1}^m Wh_i^2 \frac{1}{2} \delta_i \phi_{J,k}\right] + E\left[X_D^2 - \sum_{i=1}^m Wg_i^2 \sum_j \left(\frac{1}{2}\right)^j \delta_i \psi_{j,k}\right] \quad (21)$$

由式(21)可以得到:

$$\sigma_{\min}^2 = \sigma_{h\min}^2 + \sigma_{g\min}^2 = 1 / \sum_{i=1}^m \frac{1}{\left(\frac{1}{2}\right)^j \sigma_{hi}^2} + 1 / \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sum_{j=1}^m \left(\frac{1}{2}\right)^j \sigma_{gi}^2} < 1 / \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sigma_i^2} \quad (22)$$

式(22)表明经过多尺度分解融合后的均方差得到有效减小, 这说明进行多尺度融合可有效解决非平稳性所带来的不确定性问题, 有效减小误差, 提高数据准确度。这个结论的意义在于为基于小波多尺度分解的多传感器的数据融合提供了数学依据。

### 1.3 多尺度小波融合算法 DSP 实现

本文在数字信号处理器 (digital signal processor, DSP) 上用 C 语言和汇编混合编程的方式实现多尺度小波融合算法, 其流程可以简要叙述如下: 首先对输入的 4 路陀螺仪原始数据进行零均值处理; 然后将原始测量结果分解到多个尺度上, 得到不同尺度上的小波变换系数; 接下来在各个尺度上计算实测值的小波方差, 并将其归一化得到该组数据的能量序列, 得到小波熵; 再将该小波熵作为数据融合的权值, 来代替小波变换系数, 利用小波

熵对小波去噪的阈值进行换算, 并以此为系数进行小波反变换, 重构得到原始频率上的融合数据; 最后用原始 4 路陀螺仪的实测信号的均值对融合后的数据做一定的幅值补偿, 得到的就是最终的融合结果输出。

## 2 实验分析

实验选取的 MEMS 陀螺仪型号为 MSG101, 内部封装有 4 路陀螺仪, 利用本文所设计的系统平台来对这 4 路陀螺仪进行实时数据融合处理, 通过设置不同的实验环境, 来测试整套系统的处理性能。

### 2.1 实验平台设计

鉴于目前市场上用于陀螺仪数据融合处理的硬件系统体积都比较大, 为了促进多尺度小波融合算法在工程领域中的应用, 本文设计了一套平面大小为 45 mm × 55 mm, 组装后高度为 30 mm 的小型化平台。考虑到系统的可移植性和灵活性, 本文将整个系统拆分为 3 个单元, 分别为陀螺仪单元、协处理器 FPGA 单元以及主处理器 DSP 单元。整个系统采用模块化的设计思路, 将算法处理和接口设计部分分割开来, 最后将陀螺仪模块、协处理器 FPGA 模块和主处理器 DSP 模块从上到下依次进行叠加, 考虑到散热因素, 将每个模块电路板间距最小控制在 15 ~ 20 mm 内, 整体高度可以保持在 30 ~ 40 mm。

### 2.2 静态测试

保持测试环境安静, 温度恒定, 测试系统在陀螺仪静止不动的情况下的融合结果, 陀螺仪采样率为 60 Hz, 静态测试实拍图如图 1 所示。

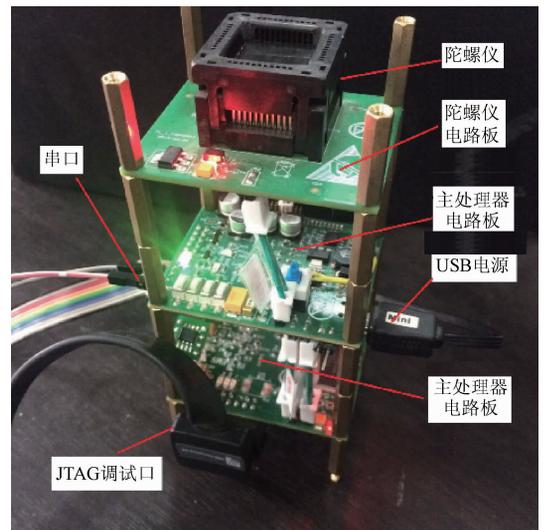


图1 静态实验图

Fig. 1 Static experiment diagram

静态测试主要从以下 4 个方面来进行: 1) 离线仿真

处理和该系统实时处理的结果对比; 2) 不同融合窗口长度对融合结果的影响; 3) 融合前后陀螺数据的直观对比; 4) 融合前后陀螺数据的标准差对比。

第 1 个实验内容主要是验证该系统的处理结果的正确性, 设定分解层数为 6 层, 窗口长度为 40, 采集 4 路陀螺的原始数据和融合后的数据, 再将采集到的原始数据利用 MATLAB 程序进行离线仿真融合分析, 得到非实时融合处理结果, 两个融合结果对比如图 2 所示。

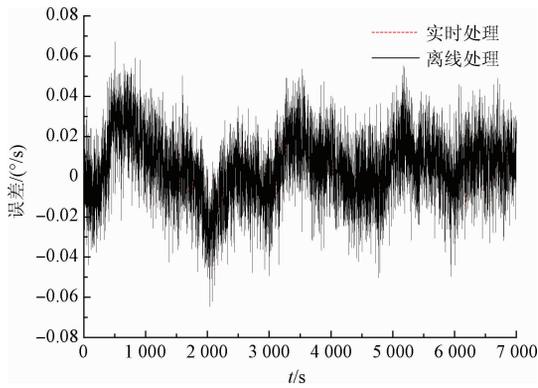


图 2 实时融合处理和非实时仿真处理结果对比  
Fig. 2 Comparison of real-time fusion results and non-real-time simulation results

从图 2 中可以看出, 对于同一组实测数据, 集成在本套系统上的融合算法实时处理结果和 MATLAB 非实时仿真处理的结果完全一致, 这说明该系统实时融合结果同仿真处理结果相同, 可以进行实时融合处理工作。

不同的窗口长度对于融合结果会有一些影响, 尤其在动态情况下影响尤为明显。图 3 所示为在静态环境下, 对于同一组实测数据, 窗口长度分别设为 400、100 和 40 时的融合结果。由于是静态环境下, 所以理想情况下, 得到的数据应该全部都是  $0^\circ$ , 而不会出现波动, 现实中当然不可能做到绝对的精静止, 而且期望得到的数据越接近  $0^\circ$  则表明数据越稳定。对比图 3 中 3 条轨迹可以看出, 在相对稳定的环境的前提下, 窗口长度越大, 融合后的数据波形波动越小, 波动幅度也越趋于  $0^\circ$ , 这说明窗口长度越大, 融合后的效果越好, 零偏稳定性越高。但是这并不意味着实际应用中就要选择较大的窗口长度, 因为在非稳定的动态环境下, 比如系统处于加速(或减速)过程中时, 窗口长度过大会带来融合后的值的时延增大。所以窗口长度的选择需要在稳定性和时延之间做出一定的平衡。

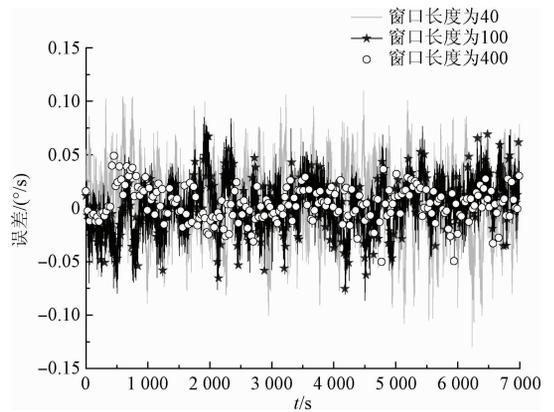
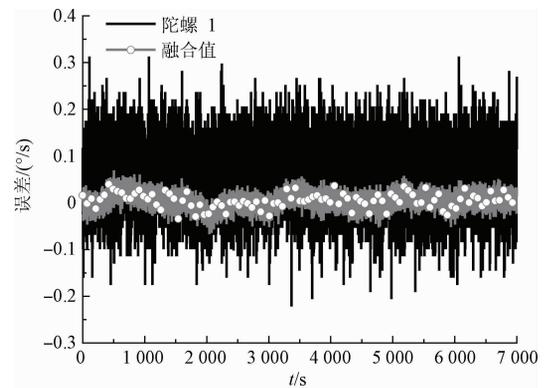
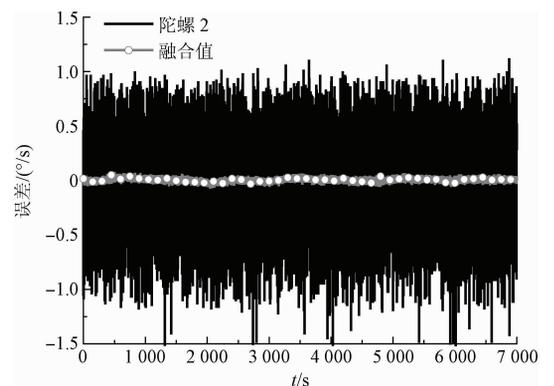


图 3 不同窗口长度下融合结果对比  
Fig. 3 Comparison of fusion results under different window lengths

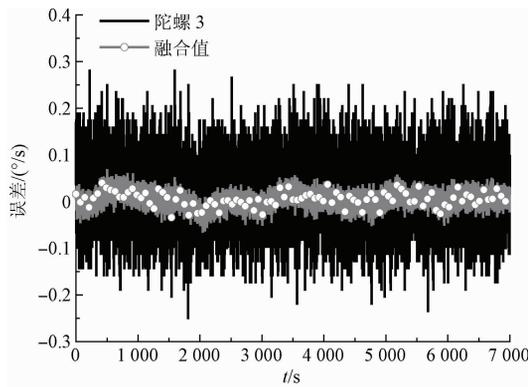
然后改变窗口长度为 400, 观察四路陀螺仪的原始数据和融合后的结果的对比, 结果如图 4 示。期望得到的结果是融合后的值能够以更小的幅度在更接近  $0^\circ$  附近进行小幅度的波动。从图 3 中可以看出, 较之融合前的 4 路陀螺数据, 经过融合后的数据明显更为稳定, 也就是说经过多尺度小波融合后, 4 路陀螺仪的数据稳定性都明显提升, 这说明该系统可以抑制 MEMS 陀螺仪的随机漂移, 显著提高陀螺仪的零偏稳定性。



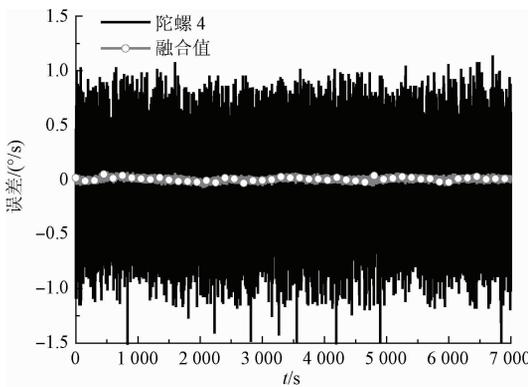
(a) 陀螺1的原始数据和融合值对比  
(a) Comparison of raw data of gyro 1 and fusion data



(b) 陀螺2的原始数据和融合值对比  
(b) Comparison of raw data of gyro 2 and fusion data



(c) 陀螺3的原始数据和融合值对比  
(c) Comparison of raw data of gyro 3 and fusion data



(d) 陀螺4的原始数据和融合值对比  
(d) Comparison of raw data of gyro 4 and fusion data

图4 四路陀螺仪的原始采集数据和融合结果对比

Fig.4 Comparison of original acquisition data of four gyroscopes and fusion results

最后通过计算不同窗口长度下融合前后的标准差大小来进一步说明多尺度小波域融合算法的性能,如表1所示。

表1 静态情况下数据融合标准差对比

Table 1 Comparison of standard variance of static fusion data

窗口长度	陀螺1	陀螺2	陀螺3	陀螺4	融合值
40	0.077	0.523	0.077	0.530	0.034
100	0.076	0.524	0.076	0.527	0.025
400	0.076	0.523	0.076	0.529	0.017

表1中分别给出了窗口长度为40、100和400的情况下融合前4路陀螺仪原始采样数据的标准差和融合值的标准差,以窗口长度为40这种情况来进行分析,可以发现融合后的标准差变比融合前4路陀螺仪的标准差整体来说降低了一个量级,从数学原理上可以知道,标准差越低说明数据波动越小,这表明融合后的结果较之融合前,稳定度有了显著提升,同时可以发现,随着窗口长度的增

大,融合值的标准差也进一步减小,这也验证了图5中所提到的结论。

### 2.3 动态测试

动态情况下,需要重点关注的是融合后的值和原始陀螺仪采集的数据之间的时间延迟,这决定了该系统在复杂环境中的应用前景。在西安中星测控有限公司的支持下,本文利用该公司的单轴速率位置转台进行了动态测试(见图3)。图3中的控制台可以用来设置转速等参数,工装的作用是固定测试设备,滑环可以和测试设备进行连接,然后通过转台内部的电路将信号导出到下面的接线口。

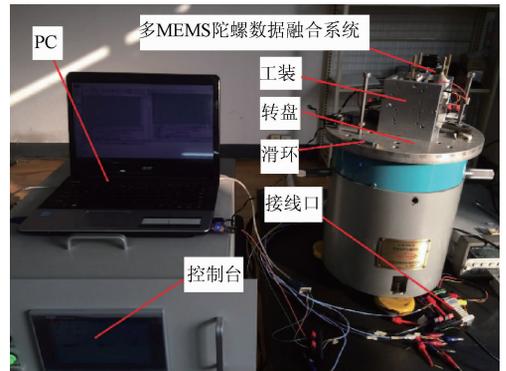


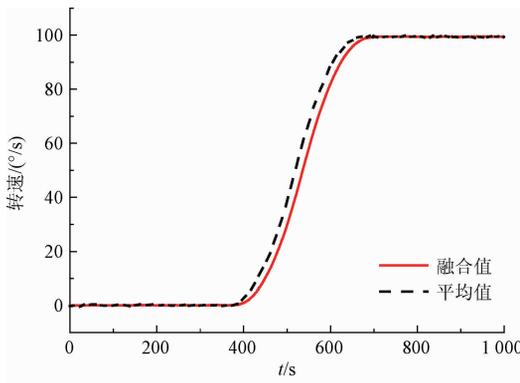
图5 转台测试实验图

Fig.5 Test experiment with swivel table

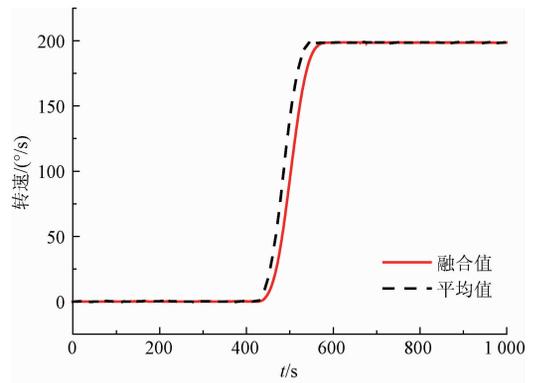
整个动态实验一共分为两组:第1组设置转台从静止开始以不同的角加速度加速到 $100^\circ/\text{s}$ ,然后保持这个转速稳定转动,采集这个过程中的4路陀螺仪的原始数据和融合值;第2组保持其他数据不变,只改变最终转速为 $200^\circ/\text{s}$ ,同样地采集整个过程中的数据进行分析。

选择融合窗口长度为40,分解层数为6层。两组实验分别测试角加速度为 $20^\circ/\text{s}^2$ 、 $100^\circ/\text{s}^2$ 和 $200^\circ/\text{s}^2$ 的情况下系统的原初始值和融合值,简单起见,在这里选择4路陀螺仪原始数据的均值和融合结果来做对比研究,如图6所示。

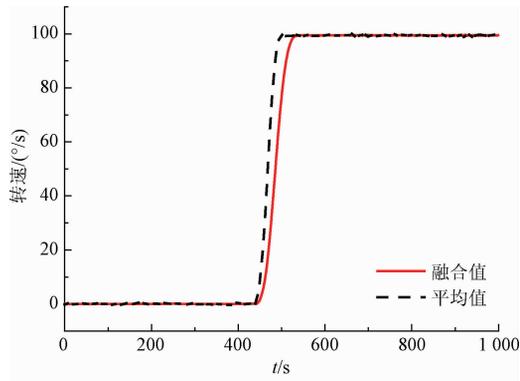
对比图6中的6幅图可以发现:当转速相同时,角加速度更大的融合值相比较原始值的时延要更长一点;当角加速度相同时,则转速较小的融合值相比较原始值的时延会更长。通过图9(e)和(f)所得出,对比两幅图可以发现,相比图9(e)、(f)中的融合值的延时要跟长一些,也就是说相比较原始值,融合后的值要想达到原始值所达到的某一转速,比如 $200^\circ/\text{s}$ ,时间上要更为长一些;通过图9(c)和(d)来得出,这两幅图中加速度均为 $100^\circ/\text{s}^2$ ,但是图9(c)的转速要大于图9(d)的转速,对比可以发现图9(c)中融合值相比较融合前的原始值的时延要更大一些。



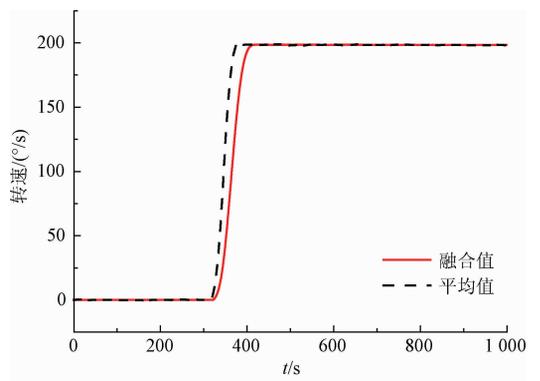
(a) 加速度为 $20^\circ/\text{s}^2$ , 转速为 $100^\circ/\text{s}$   
 (a) Acceleration is  $20^\circ/\text{s}^2$ , speed is  $100^\circ/\text{s}$



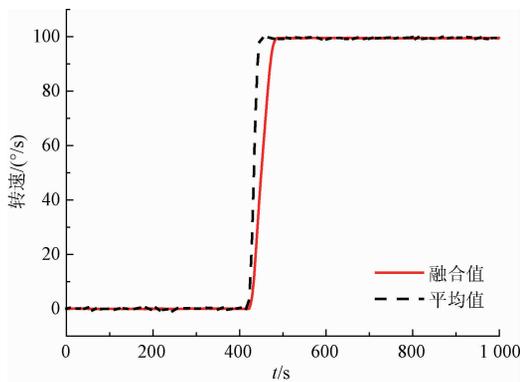
(e) 加速度为 $20^\circ/\text{s}^2$ , 转速为 $200^\circ/\text{s}$   
 (e) Acceleration is  $20^\circ/\text{s}^2$ , speed is  $200^\circ/\text{s}$



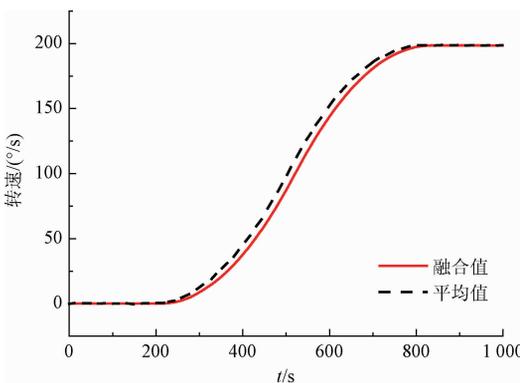
(b) 加速度为 $200^\circ/\text{s}^2$ , 转速为 $100^\circ/\text{s}$   
 (b) Acceleration is  $200^\circ/\text{s}^2$ , speed is  $100^\circ/\text{s}$



(f) 加速度为 $200^\circ/\text{s}^2$ , 转速为 $200^\circ/\text{s}$   
 (f) Acceleration is  $200^\circ/\text{s}^2$ , speed is  $200^\circ/\text{s}$



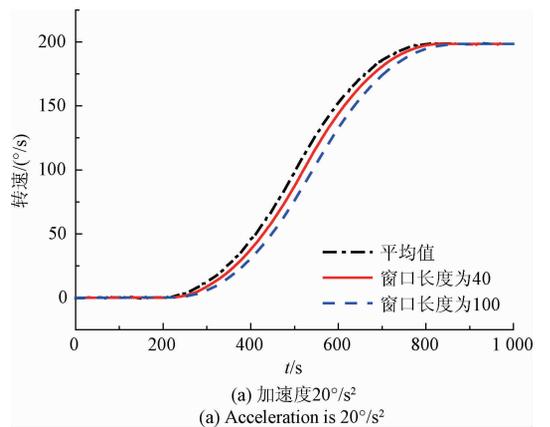
(c) 加速度为 $100^\circ/\text{s}^2$ , 转速为 $200^\circ/\text{s}$   
 (c) Acceleration is  $100^\circ/\text{s}^2$ , speed is  $200^\circ/\text{s}$



(d) 加速度为 $100^\circ/\text{s}^2$ , 转速为 $100^\circ/\text{s}^2$   
 (d) Acceleration is  $100^\circ/\text{s}^2$ , speed is  $100^\circ/\text{s}^2$

图 6 不同加速度和不同转速下融合结果和原始均值对比  
 Fig. 6 Comparison of the fusion results and the original mean under different acceleration and different speed

从算法原理考虑,融合结果的延时必然还和融合窗口长度有关,作者选择转速为  $200^\circ/\text{s}$ ,角加速度分别为  $20^\circ/\text{s}^2$  和  $200^\circ/\text{s}^2$  这组数据来分析融合窗口长度分别为 40 和 100 时的融合值的时延,分析结果如图 7 所示。图 7(a) 和 10(b) 分别为角加速度为  $20^\circ/\text{s}^2$  和  $200^\circ/\text{s}^2$  的情况下,以图 7(b) 进行分析可以发现,在角加速度相同的情况下,窗口长度为 100 的融合值,相比较窗口长度为 40



(a) 加速度 $20^\circ/\text{s}^2$   
 (a) Acceleration is  $20^\circ/\text{s}^2$

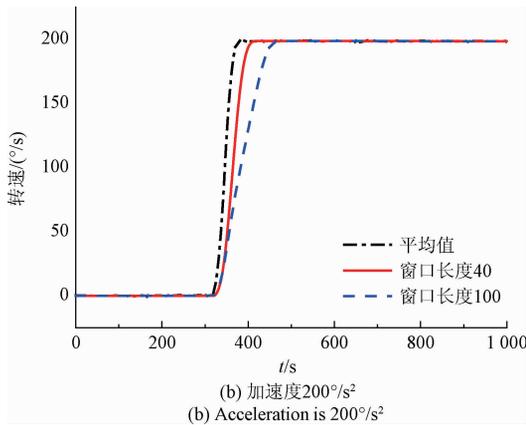


图7 不同融合窗口长度下的融合结果和原始均值对比

Fig. 7 Comparison of the fusion results with different fusion window lengths and the original mean

的融合值,需要更长的时间才能达到  $200^\circ/\text{s}$  的转速,而窗口长度为 40 的融合值,相比较原始值的均值,也需要较长时间才能达到  $200^\circ/\text{s}$  的转速,这说明在角加速度相同的情况下,融合窗口长度越大,延时也会越大,反之越小。在图 3 中已经分析过,在相对稳定的环境的前提下,窗口长度越大融合效果越好,而在动态情况下,窗口过长会引起在加减速过程中的时延增大,所以窗口的选择需要根据具体情况来判断,最终要兼顾融合效果、延时时间以及实时性等因素。

最后,同样地需要对动态情况下的融合标准差进行分析。设窗口长度为 40,分解层数为 6 层,分别计算转速为  $100^\circ/\text{s}$  和  $200^\circ/\text{s}$  的情况下,角加速度分别为  $100^\circ/\text{s}^2$  和  $200^\circ/\text{s}^2$  的融合前后的标准差,结果如表 2 所示。从表 2 中可以发现,任意选取某一转速和角加速度组合,融合后的标准差较之原始值的标准差都降低了一个量级,这说明该算法在动态情况下仍然可以有效抑制零点漂移,显著提高陀螺仪的稳定性和数据精度。

表 2 动态情况下数据融合标准差对比

Table 2 Comparison of standard deviation variance of dynamic fusion data

转速/ ( $^\circ/\text{s}$ )	加速度/ ( $^\circ/\text{s}^2$ )	陀螺 1	陀螺 2	陀螺 3	陀螺 4	融合值
100	100	0.420	0.231	0.428	0.229	0.043
100	200	0.423	0.215	0.426	0.214	0.039
200	100	0.349	0.178	0.354	0.176	0.053
200	200	0.344	0.187	0.370	0.195	0.060

以上实验结果说明在动态情况下,该系统在加速(或减速)过程中的融合值会有一些的时延出现,这个时延跟这个过程持续的时间长短和融合算法的融合窗口长度有关。总体规律是加速(或减速)持续的时间越长,延时相对比持续时间较短的要小一些;融合算法的融合窗口越大,延时时间相对要更长一些。在一般对精度要求不是非常高的应用场合,本系统已经可以满足需求,如果想将之应用于对数据精度要求非常高的环境中,则需要考虑用多种融合算法协同处理的方式来进行系统升级优化,从而达到减小或者消除融合响应时延的目的。

### 3 实际应用内容分析

本文的实验结果进一步验证了作者前期的理论研究结果,但是多尺度小波数据融合系统在多传感器中的应用目前大多还处于实验室验证阶段,推广该算法在实际中的应用是该研究领域中的下一个重要任务。针对本文实验结果,可以展望该系统的应用前景:当使用的陀螺仪采样率较低时,这时由于采样率较低,所以动态情况下融合时延相对较大,所以这种情形下该系统适用于对实时性要求不是特别高的应用场合,比如轮船、家用人工智能设备等;当陀螺仪采样率较高时,动态融合时延会相应减小,此时就可以应用到对实时性要求较高的场合中,比如汽车工业中,所以最终的应用需要根据实际需求和陀螺仪的采样率来确定。

### 4 结 论

本文设计了一套小型化的多微电系统陀螺仪小波融合实时处理系统,利用该系统对 4 个陀螺仪采集的原始数据进行小波融合处理。长时间的正常运行证明系统稳定可靠,模块化的设计思想和足够小的尺寸使得系统更易于集成到大型设备中;通过对该系统进行静态和动态测试可知:经过小波融合算法处理后的数据标准差较之原始值提高了一个量级,该系统实时处理的结果和非实时仿真处理的结果一致;在动态情况下,当陀螺仪的采样率为 60 Hz 的前提下,融合窗口长度和加速(或减速)过程持续时间长短会综合导致该系统处理后的数据相比较原始数据有 1 s 左右的时延,在实际应用中需要根据具体需求来决定该系统是否适用于当前场合,如果想缩短这个延时时间,主要要设法提高陀螺仪的采样率。

### 参考文献

[1] AYAZI F, NAJAFI K. A HARPS polycrystalline vibrating

- ring gyroscope [J]. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 2013, 10(2):169-179.
- [2] SHARMA A, ZAMAN F M, AMINI B V, et al. A high-Q in-plane SOI tuning fork gyroscope [C]. *Proceedings of IEEE Sensors*, 2004: 467-470
- [3] ACAR C, SHKEL A M. Design concept and preliminary experimental demonstration of MEMS gyroscopes with 4-dof master-slave architecture [C]. *SPIE's 9th Annual International Symposium on Smart Structures and Materials*, 2002: 77-88.
- [4] 桂阳. 基于异构传感器的弹道导弹主动段融合跟踪[J]. *电子测量技术*, 2016, 39(3):110-113.
- GUI Y. Boost phase tracking of ballistic missile based on heterogeneous sensors [J]. *Electronic Measurement Technology*. 2016, 39(3):110-113.
- [5] VIDAKOVIC B. *Statistical modeling by wavelets* [M]. New York: John Wiley & Sons, 2009.
- [6] 柯熙政, 李孝辉, 刘志英, 等. 关于小波分解原子时算法的频率稳定度[J]. *计量学报*, 2002, 23(3): 205-210.
- KE X ZH, LI X H, LIU ZH Y, et al. The frequency stability of the wavelet decomposition algorithm[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2002, 23(3):205-210.
- [7] 柯熙政, 任亚飞. 基于MEMS的小波域多传感器信息融合系统及融合方法[P]. 中国专利:CN102023010A, 2011-04-20.
- KE X ZH, REN Y F. Multi sensor information fusion system based on MEMS and its fusion method in wavelet domain [P]. Chinese patent: CN102023010A, 2011-04-20.
- [8] 史静, 朱虹, 邢楠, 等. 一种多尺度时频纹理特征融合的场景分类算法[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(10): 2333-2339.
- SHI J, ZHU H, XING N, et al. Multi-scale time-frequency texture feature fusion algorithm for scene classification [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(10): 2333-2339.
- [9] 叶明, 唐敦兵. 区域清晰度的小波变换图像融合算法研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(9): 1328-1333.
- YE M, TANG D B. Image fusion algorithm based on wavelet transform and region image definition[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29(9): 1328-1333.
- [10] 王鹏伟, 吴秀清, 孙福明. 基于多尺度Kalman数据融合滤波[J]. *光电工程*, 2008, 35(1):110-115.
- WANG P F, WU X Q, SUN F M. Data fusion filtering techniques based on multiscale Kalman filter[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2008, 35(1):110-115.
- [11] 柯熙政, 任亚飞. 多尺度多传感器融合算法在微机电陀螺数据处理中的应用[J]. *兵工学报* 2009, 30(7):994-998.
- KE X ZH, REN Y F. The application of multi-scale sensor fusion algorithm to MEMS gyroscope data processing[J]. *Acta Armament -ARII*, 2009, 30(7):994-998.
- [12] 任亚飞, 柯熙政. 多尺度小波分解融合在微机电陀螺数据处理中的应用[J]. *应用科学学报*, 2010, 28(4): 394-398.
- REN Y F, KE X ZH. Fusion of multi-scale wavelet decomposition and application to MEMS gyroscope data processing [J]. *Journal of Applied Sciences*, 2010, 28(4):394-398.
- [13] 刘颖, 蔡秀梅, 刘瑾, 等. 光纤陀螺组合的多尺度多传感器数据融合[J]. *西安邮电大学学报*, 2015, 20(1): 75-79.
- LIU Y, CAI X M, LIU J. Multi scale and multi sensor data fusion of fiber optic gyro [J]. *Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications*, 2015, 20(1):75-79.
- [14] 杨金显, 陈超, 李志鹏. 基于小波卡尔曼混合算法的陀螺仪去噪方法[J]. *电子测量技术*, 2016, 39(3):29-33.
- YANG J CH, CHEN CH, LI ZH P. A method of denoising based on wavelet transform and algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2016, 39(3):29-33.
- [15] GROSSMANN A, MORLET J. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape[J]. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 1984, 15(4):723-736.
- [16] 杜杉杉, 吴昊, 张继文, 等. 一种面向AHRS的改进互补滤波融合算法[J]. *国外电子测量技术*, 2015, 34(3):13-18.
- DU SH SH, WU H, ZHANG J W, et al. Kind of improving compensation filter algorithm for AHRS [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2015, 34(3):13-18.
- [17] 文成林. 多传感器单模型动态系统多尺度数据融合[J]. *电子学报*, 2001, 29(3):341-345.
- WEN CH L. Multiscale data fusion for multi sensors single mode dynamic system[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(3):341-345.
- [18] 吕品, 刘建业, 赖际舟, 等. 光纤陀螺的随机误差性能

评价方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(2):412-418.

LV P, LIU J Y, LAI J ZH. et al. Research on the performance evaluation methods of fiber optical gyro stochastic errors [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(2):412-418.

[19] 刘娟花, 柯熙政. 关于小波分解原子时算法的有效性[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(12):2857-2866.

LIU J H, KE X ZH. Effectiveness of the wavelet decomposition atomic time algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(12):2857-2866.

## 作者简介



**柯熙政**, 1996年在中国科学院获得博士学位, 现为西安理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为现代通信技术、组合导航技术、精密时间测量技术等。

E-mail: xzke@xaut.edu.cn

**Ke Xizheng** received his Ph. D. degree from Chinese Academy of Sciences in 1996. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Xi'an University of Technology. His main research interests include modern communication technology, integrated navigation technology and high precision time measurement technology.



**张伟志**(通讯作者), 2010年在西安理工大学获得学士学位, 现为西安理工大学硕士研究生。主要研究方向为现代信号处理、组合导航技术、精密时间测量技术等。

E-mail: zwz9939@163.com

**Zhang Weizhi** (Corresponding author)

received his B. Sc. degree from Xi'an University of Technology in 2010. Now he is a master candidate in Xi'an University of Technology. His main research interests include modern signal processing technology, integrated navigation technology and high precision time measurement technology.



**刘娟花**, 2004年在西安理工大学获得硕士学位, 现为西安理工大学博士研究生、西安工程大学讲师。主要研究方向为现代信号处理、组合导航技术、精密时间测量技术等。

E-mail: liujh\_0320@sina.com

**Liu Juanhua** received her M. Sc. degree from Xi'an University of Technology in 2004. Now she is a Ph. D. candidate in Xi'an University of Technology, and also a lecturer in Xi'an Polytechnic University. Her main research interests include modern signal processing technology, integrated navigation technology and high precision time measurement technology.