

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.08.015

多 MEMS 陀螺数据融合方法性能比较*

刘娟花^{1,2} 柯熙政¹

(1. 西安理工大学自动化与信息工程学院 西安 710048; 2. 西安工程大学电子信息学院 西安 710048)

摘要: MEMS 陀螺的体积小、成本低,便于集成,但其低精度极大的限制了 MEMS 陀螺在实际中的应用。利用多传感器融合技术进行误差补偿可提高 MEMS 陀螺的测量精度,人们提出了多种数据融合方法用于改进 MEMS 陀螺的测量精度。对多尺度融合方法、卡尔曼滤波融合和小波阈值融合方法进行比较分析。理论分析与实验结果表明,多尺度融合算法相比卡尔曼滤波融合和小波阈值融合方法在标准差、信噪比、功率谱及 Allan 方差等方面性能获得了较好的效果,其适用范围更宽。

关键词: MEMS 陀螺;多尺度融合;卡尔曼滤波;小波阈值

中图分类号: TN911.23 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Performance comparison of data fusion methods for multi-MEMS gyroscopes

Liu Juanhua^{1,2} Ke Xizheng¹

(1. Faculty of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. Faculty of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: MEMS gyroscope has the advantages of small volume, low cost and easy integration, but its low accuracy greatly limits its application in practice. The measurement accuracy of MEMS gyroscope can be improved by using multi-sensor fusion technology for error compensation, so people have proposed many kinds of data fusion methods for improving the measurement accuracy of the MEMS gyroscope. In this paper, the multi-scale fusion method, the Kalman filter fusion and the wavelet threshold fusion method, are compared and analyzed. Theory analysis and experiments results show that, comparing with the Kalman filter fusion and the wavelet threshold fusion method, the multi-scale fusion algorithm has better performance on standard deviation, signal to noise ratio, power spectrum, and the Allan variance and so on, and it has a wider scope of the application.

Keywords: MEMS gyro; multi-scale data fusion; Kalman filter; wavelet threshold

0 引 言

MEMS 陀螺具有体积小、重量轻、价格低和易于批量生产等优点^[1-2],但其精度低限制了在实际中的应用^[2]。人们尝试采用时间序列分析、小波去噪和多传感器信息融合等来降低陀螺随机漂移误差。众多的学者进行了长期的努力。Jiang 等人^[3]通过将多个陀螺融合成一个高精度的虚拟陀螺,在静态和动态情况下使虚拟陀螺的整体性能都有所提高。刘洁瑜等人^[4]设计了一种新的

Kalman 滤波器,并分析了各参数对陀螺阵列性能的影响。张印强^[5]则采用了最优加权平均和平方根自适应 Kalman 滤波相结合的陀螺漂移融合方案,与标准卡尔曼滤波相比,提高了硅微陀螺阵列的测量精度。钱华明等人^[6]用有色噪声对 MEMS 陀螺的随机误差进行建模,采用状态扩增法设计 Kalman 滤波器。李杨等人^[7]提出了一种用于 MEMS 陀螺降噪的抗野值自适应滤波方法,采用 Allan 方差信息估计量测噪声方差参数,避免了 Kalman 滤波器与量测噪声估值器之间的相互关联,能有效抑制滤波发散。小波滤波不需要建立系统的误差模

收稿日期:2017-02 Received Date: 2017-02

* 基金项目:国家自然科学基金(61377080)、江苏省省级前瞻性研究专项资金(第三批)(BE2013088)、国家科技创新计划(13C26213201867)、陕西省自然科学基金基础研究计划(2013JQ8011)、陕西省教育厅科研计划(2013JK1104)资助项目

型^[8],被成功应用于 MEMS 陀螺信号的降噪处理。曲国福等人^[9]基于小波域的 Karhunen-Loeve 变换去噪法对 MEMS 陀螺的输出进行在线消噪处理,刘晓光等人^[10]提出了一种改进的小波阈值去噪方法,具有较高的信噪比。刘宇等人^[8]则提出了基于提升小波的改进阈值去噪算法,甘雨等人^[11]提出了一种与噪声模型紧密结合的经验模态分解(empirical mode composition, EMD) 阈值法,提高了组合导航的精度。庞博^[12]提出了一种结合经验模态分解和小波熵软阈值去噪的批量 MEMS 陀螺信息融合算法,使融合后数据的零偏不稳定性有很大改善。虽然卡尔曼滤波和小波阈值去噪已在 MEMS 陀螺信号处理中获得了广泛应用,也取得了较好的效果,但它们本身还存在一些不足:1)应用卡尔曼滤波的先决条件是建立系统准确的误差模型。然而由于 MEMS 陀螺仪的随机漂移特性往往表现为弱非线性、非平稳和慢时变,且极易受外部环境等不确定因素的影响,因此在应用 Kalman 滤波方法对 MEMS 陀螺仪随机漂移误差进行抑制时,常因误差模型建立的不准确而使系统的滤波精度不高,有时甚至发散^[1,10,13]。2)小波阈值去噪是抑制白噪声的一种简单有效的方法^[11],其核心在于阈值及阈值函数的选取。而 MEMS 陀螺信号中的噪声不仅包含白噪声,还包括有色噪声^[14]。故用小波阈值法来抑制有色噪声时效果并不理想。此外,传统的小波阈值去噪法中硬阈值函数不连续,软阈值函数有固定偏差^[15],各种改进的阈值函数虽然在一定程度上克服了软、硬阈值函数的缺点,但各种改进的阈值函数均较为复杂,且形式多样,普适性不是很好。为克服上述不足,柯熙政等结合小波多尺度分析和加权平均^[16]的思想,提出了一种多尺度融合算法^[17]。该算法可基于小波方差或小波熵对 MEMS 陀螺在不同的小波尺度分别加权,可以针对 MEMS 陀螺中不同类型噪声的进行抑制,且此类加权平均融合算法具有最优性、无偏性、均方误差最小等优点。文献[18-19]在前人研究的基础上,提出了一种多尺度数据融合模型并对其所涉及的基础理论进行了深入分析和研究,从数学上解释了多尺度融合算法优于经典加权算法的数学原理并通过实例验证了该算法的有效性。

鉴于多尺度融合算法的最优性,同时考虑到在 MEMS 陀螺信号处理中常采用卡尔曼滤波、小波阈值算法来提高微陀螺的测量精度,并且通过融合多个传感器的信号可实现优于单个传感器的性能。故本文从多传感器融合的角度,通过仿真和实测数据对这 3 种融合方法的效果进行了比较。

1 多传感器数据融合方法

1.1 多尺度多传感器融合方法

多尺度多传感器融合(多尺度融合)是把多个传感

器的测量结果分别进行小波变换,并在不同小波尺度域中对各个传感器的测量结果在相应尺度,采用相同或不同的融合规则^[20]进行融合处理,最后通过逆小波变换得到待测物理量的真值估计^[18]。针对平稳随机信号,可依据标准差对随机信号加权平均,但其仅能抑制传感器的某一种噪声。针对非平稳随机信号,可选择基于小波方差或小波熵对随机信号加权平均的融合规则,可对传感器的不同类型的噪声进行抑制。文献[19]对基于小波方差加权的非平稳多尺度数据融合做了较深入的理论分析和推导,比较其中的推论 1 和推论 2 其实可以发现,多尺度融合算法抑制 $\gamma = 1, 2$ 的 $1/f'$ 分形噪声的效果要优于对于白噪声($\gamma = 0$ 的 $1/f'$ 分形噪声)的效果。文献[21]通过比较小波方差和小波熵作为信号的特征量的性能,表明了小波方差是基于尺度的方差分析,可以描述单一尺度下的信号特征,但不能很好地反映信号各尺度的相对关系及整体的复杂性。而结合了小波分析与熵理论的小波熵,没有这样的限制,它从能量分布的角度综合了各尺度的信号特征,不仅充分发挥了小波分析处理非平稳信号的时频局域化特点,也体现了信息熵对信号信息的整体表征能力。由以上分析可知,在多尺度数据融合中,基于小波熵加权融合要比基于小波方差加权融合的效果相对要好一些,且其抑制分形噪声的效果要比抑制白噪声的效果相对好一些。本文采用基于小波熵的加权融合策略,其具体过程^[18]如下。

首先,选择合适的小波基,利用小波的多分辨率特性,将多个传感器的数据分别分解到多个尺度上。试验中小波函数取 db4 小波,分解尺度为 6 时融合效果综合最佳。用其他的一些近似对称的小波基函数,如 sym4、db2 小波等融合处理后效果与 db4 小波处理的结果相差不大。关于分解尺度的选择,实验中发现,一般分解层数越大,融合效果越好;但当分解层数过高时,效果提升不是很大,而计算量急剧增加,故折衷考虑选择分解尺度为 6。

小波变换公式如下:

$$\begin{cases} x_v(i-1, k) = \sum_n h_{2k-n} x(i, n) \\ x_D(i-1, k) = \sum_n g_{2k-n} x(i, n) \end{cases} \quad (1)$$

然后,分别在各个尺度上,计算多个传感器的实测小波方差,并归一化得到该组数据的能量序列,利用能量代替概率论中的概率可以得到与熵有类似定义的小波熵。那么计算基于这组能量分布的小波熵,就可以利用小波熵作为上面提到的加权系数。

从小波多尺度变换后在各层上信号能量的角度出发,等价于信号中所携带的信息量的多少,表征了信息熵的含义,任亚飞等人^[17]定义了一种小波熵,其描述为设 X 为实测的各传感器随机信号序列,由帕斯瓦尔方程可知,正交小波基下的小波变换具有能量守恒的性质,基于

时间序列的能量可以在尺度域上进行分解,即多分辨率分析的能量可分解为:

$$\|X\|^2 = \sum_{j=1}^J \|W_j\|^2 + \|V_j\|^2 \quad (2)$$

则基于实测数据的方差为:

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X - \bar{X})^2 \approx \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(\sum_{j=1}^J \|W_j\|^2 + \|V_j\|^2 \right) - \bar{X}^2 \quad (3)$$

由于 V_j 是 \bar{X} 的逼近,由式(3)定义尺度 j 上的平均小波能量或小波方差,并归一化:

$$p_j(E) = E_j/E = \left(\frac{1}{N} \|W_j\|^2 \right) / E = \left(\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N W_{j,t}^2 \right) / E \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (4)$$

其中总能量为 $E = \sum_{j=1}^M E_j$,显然有 $\sum_{j=1}^m p_j(E) = 1$ 。归一化后能量序列 $\{p_j(E)\}$ 称为能量序列的经验分布,为各尺度的小波能量与总能量的比例。结合信息熵的定义,采用小波各尺度的能量序列的分布 $P = (p_1(E), p_2(E), \dots, p_m(E))$ 取代信号的概率分布,这种基于能量分布得到的熵称为小波熵,其定义为:

$$H_{we} = H(P) = H(p_1(E), p_2(E), \dots, p_j(E)) = - \sum_{j=1}^J p_j(E) \log_2 p_j(E) \quad (5)$$

用这个熵来衡量各层上多个传感器的稳定程度和可靠性,才决定它们在融合结果中所占的权重,使得融合结果的精度和稳定度都可得到提高。

最后,对融合处理后的小波系数进行小波逆变换,在最细尺度上得到的重构数据即为融合后的结果。 \hat{X}_j 表示经过 J 层分解后重构回去的融合结果:

$$\hat{X}_j = \sum_{i=1}^m W h_i \sum_k h_{i,n}(J, k) \phi_{j,k} + \sum_{i=1}^m W g_i \sum_j \sum_k g_{i,n}(j, k) \psi_{j,k} = \sum_{i=1}^m W h_i X_{v,i} + \sum_{i=1}^m W g_i X_{d,i} \quad (6)$$

式中:各传感器相应近似信号和细节信号的加权因子分别为 $W h_i$ 和 $W g_i$,且均满足权值的归一化条件。

1.2 基于卡尔曼滤波的多传感器融合方法

卡尔曼滤波常用于多传感器组合系统。可以针对多个子系统设计并行的卡尔曼滤波器组。其中的每个子滤波器各自独立工作。最后将各个子滤波器的输出结果进行融合。采用这种滤波器结构的优点是设计灵活,容错性能好且各个子滤波器的计算量也较小^[22]。首先,对 MEMS 陀螺随机误差信号建模;然后,再利用卡尔曼滤波器进行最优估计,从而提高漂移信号的估计精度。

对于单个 MEMS 陀螺,本文采用 AR(1) 参数模型,建立卡尔曼滤波方程:

$$\begin{cases} X_k = AX_{k-1} + W_k \\ Z_k = HX_k + V_k \end{cases} \quad (7)$$

式中: X_k 为 k 时刻陀螺仪状态量, Z_k 为陀螺仪 k 时刻的测量值, W_k 为输入噪声, V_k 为观测噪声。其中 W_k 和 V_k 分别为均值为 0, 协方差分别为 Q 、 R 的白噪声且互不相关。

卡尔曼滤波的递推方程^[6]:

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k/k-1} &= A \hat{X}_{k-1}, \\ P_{k/k-1} &= AP_{k-1}A^T + Q_{k-1}, \\ K_k &= P_{k/k-1}H_k^T(H_kP_{k/k-1}H_k^T + R_k)^{-1}, \\ P_k &= (I - K_kH_k)P_{k/k-1}, \\ \hat{X}_k &= \hat{X}_{k/k-1} + K_k(Z_k - H_k\hat{X}_{k/k-1}) \end{aligned}$$

该研究系统模型中,设置 A 、 H 为 1, 初值 \hat{X}_0 和 P_0 为 1, 即可进行卡尔曼滤波。

1.3 基于小波阈值去噪的多传感器融合方法

小波阈值去噪法是针对信号中的高斯白噪声提出的一种去噪算法^[11]。该方法在保持信号奇异性的同时能有效地去除噪声,人们将其用于陀螺信号的去噪^[8-10]。首先对每个 MEMS 陀螺漂移信号进行小波阈值去噪,然后将去噪后的多个 MEMS 陀螺按照一定的规则进行融合。本文通过比较仍采用 db4 作为小波基,对单个 MEMS 陀螺输出值进行 6 尺度分解。阈值去噪过程中,阈值方法和阈值形式的选择是影响阈值去噪效果的一个关键因素。由于软阈值法能提供较好的光滑性,而硬阈值法可能会使重构后的信号产生震荡,故本文选用软阈值法^[9-10]。分别采用 4 种阈值形式^[9]: 固定阈值 (sqtwolog)、启发式阈值 (heursure)、Stein 的无偏似然估计阈值 (rigrsure) 和极大极小准则阈值 (mimimaxi),对多个 MEMS 陀螺信号去噪并融合。经比较和验证,发现采用固定阈值和启发式阈值时融合效果较好。且固定阈值计算相对简单,是一般采用的阈值确定方法,故本文采用这种阈值形式。阈值 $t = \sigma \sqrt{2 \log(N)}$, 其中 σ 是噪声的标准偏差,通常用小波分解的第一层高频系数 $cd1$ 按照 $median(abs(cd1))/0.6475$ 进行估计, N 是所采集数据的长度。

2 信号模型及仿真实验

本文选取 Chirp 信号(线性调频信号)叠加噪声构成含噪信号,然后分别采用上述 3 种方法进行融合处理。一典型的 Chirp 信号可以记做:

$$x(t) = A \cos 2\pi(f_0 t + mt^2/2) \quad (8)$$

式中: f_0 为初始时刻 0 时的频率,称为初始频率; t 为时间变量; m 为调频斜率,对应于频率的常数; A 为信号幅值,对应于复常数。

$x(t)$ 的相位是:

$$\theta = 2\pi(f_0t + mt^2/2) \tag{9}$$

$x(t)$ 的瞬时频率为:

$$f_i = f_0 + mt \tag{10}$$

分别考虑两种情况:1) Chirp 信号叠加高斯噪声;2) Chirp 信号叠加有色噪声。设 $x(t)$ 的采样频率 f_s 为 1 000 Hz,扫描时间为 1 s,初始频率设为 0 Hz,结束频率设置为 200 Hz。

2.1 Chirp 信号叠加高斯白噪声时的仿真实验

给式(8)添加均值为 0,不同方差(任取一组值分别为 1、0.5、0.3、0.9)的白噪声以形成不同精度的样本,并记作样本 1~样本 4。分别采用上述 3 种方法对这 4 个样本进行融合处理,结果如图 1(a)、(b)所示。从图 1(a)看到,多尺度融合和小波阈值融合的结果均与原始信号的差别较小,表明这两种融合方法对去除白噪声较为有效,而卡尔曼滤波融合效果较差。表 1 给出了 3 种方法融合前、后的信噪比,同样表明,3 种融合方法均能有效地抑制高斯白噪声,提高输出信号的信噪比,并且多尺度融合的效果比小波阈值融合的效果略好一些,而卡尔曼滤波融合效果较差。

图 1(b)给出了 3 种融合结果和原始 Chirp 信号的功率谱比较的结果及其局部放大图。为分析方便,将频率范围划分为如下几个频段:低频段(约 0~30 Hz),中频段(约 30~181 Hz),过渡段(181~224 Hz)及高频段(224~500 Hz)。

从图 1(b)的局部放大图可看出,在低频段,对 3 种融合结果的功率谱与原始 Chirp 信号功率谱比较,其中多尺度融合方法所得结果与原始 Chirp 信号功率谱最为接近,其次是卡尔曼滤波融合方法,最差是小波阈值融合方法。

表明 3 种融合方法中多尺度融合方法对去除较低频噪声最为有效,而卡尔曼滤波融合次之,小波阈值融合对去除较低频段的噪声效果最差。由图 1(b)可看出,在 30~500 Hz,3 种融合方法均有类似低通滤波的效果。若取通带边界频率 ω_p 为 181 Hz,阻带边界频率 ω_s 约为 224 Hz,则分别根据图 1(b)中的小图和大图可计算得到多尺度、卡尔曼滤波和小波阈值这 3 种融合方法所对应的通带内最大衰减 α_p 分别为 0.78、1.07 和 0.82 dB;3 种方法所对应的阻带内最小衰减 α_s 分别为 26.16、23.8 和 33.86 dB。 α_p 越小,表明通带纹波越小,通带逼近误差越小; α_s 越大,表明阻带纹波越小,阻带逼近误差越小。故在中频段,3 种融合方法的通带逼近误差由小到大排序为多尺度融合、小波阈值融合、卡尔曼滤波融合。表明 3 种融合方法中多尺度融合方法对去除中频噪声最为有效,而小波阈值融合次之,卡尔曼滤波对去除中频段的噪声效果最差。而在高频段,由于 3 种融合方法的阻带逼近误差由小到大排序为小波阈值融合、多尺度融合、卡

尔曼滤波融合。表明 3 种融合方法中小波阈值融合方法对去除高频噪声最为有效,而多尺度融合次之,卡尔曼滤波对去除高频段的噪声效果最差。综上可知,3 种融合方法中多尺度融合方法不仅能有效去除低频及中频噪声,在整个通带内纹波较小,并且在整个阻带内最为平坦,其效果是三者中最好的;小波阈值融合方法虽然阻带内允许的最小衰减 α_s (值为 33.86 dB)是三者中最大,但其在整个阻带内平坦性最不好并且其去除低频噪声效果最差,因此其融合效果次之;卡尔曼滤波融合不仅通带内纹波最大,而且阻带内衰减最小,阻带内纹波也比多尺度融合结果的纹波大,是三者中融合效果最差的。

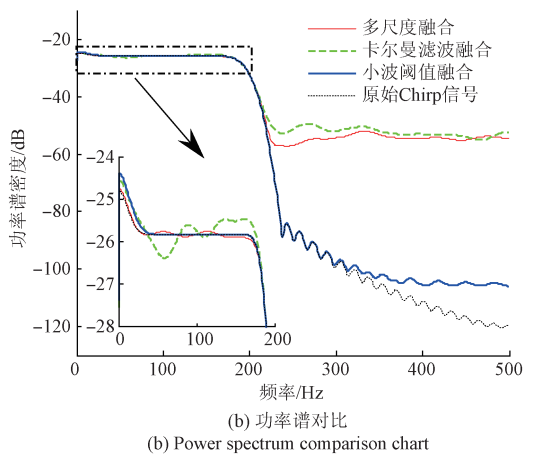
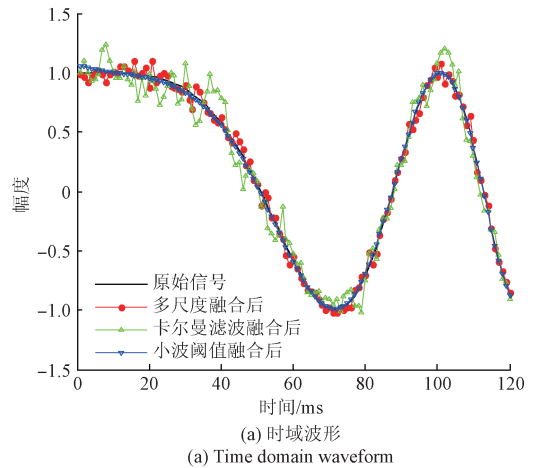


图 1 Chirp 信号叠加白噪声, 3 种融合方法的比较
Fig. 1 Comparison of three fusion results when Chirp signal added with white noise

表 1 Chirp 信号叠加不同标准差的白噪声时信噪比比较
Table 1 Comparison of SNR when Chirp signal added with different standard deviation white noise

信噪比/dB	样本 1	样本 2	样本 3	样本 4
原始输出	-2.423 2	2.823 3	7.321 4	-1.931 3
多尺度融合		24.227 6		
卡尔曼滤波融合		15.892 9		
小波阈值融合		23.360 3		

对噪声方差相同(即同精度)的含白噪声的样本进行融合实验,采用多组数据仿真并进行统计,实验中当输入信噪比分别为 -5、0、5、10 dB 时,3 种融合方法输入、输出信噪比如表 2 所示。限于篇幅,这里任取一组同精度(即噪声方差取 1.269 1,对应信噪比为 -5 dB)的样本,计算 3 种融合方法融合前、后的信噪比如表 3 所示。由表 2 和 3 均可得出针对 Chirp 信号叠加白噪声时,3 种方法中小波阈值融合方法效果最好,多尺度融合方法次之,卡尔曼滤波融合效果最差。

表 2 同精度情况下,3 种融合方法输入、输出信噪比
Table 2 Input / output SNR of the 3 fusion methods under the same accuracy

输入信噪比/dB	-5	0	5	10
输出 多尺度融合	16.707 8	21.707 8	26.707 8	31.707 8
信噪比/ 卡尔曼滤波融合	9.305 0	14.305 0	19.305 0	24.305 0
dB 小波阈值融合	20.614 0	25.614 0	30.614 0	35.614 0

表 3 Chirp 信号叠加相同标准差的白噪声时信噪比较
Table 3 Comparison of SNR when Chirp signal added with the same standard deviation white noise

信噪比/dB	样本 1	样本 2	样本 3	样本 4
原始输出	-4.988 6	-4.987 6	-5.048 3	-4.961 7
多尺度融合		16.707 8		
卡尔曼滤波融合		9.305 0		
小波阈值融合		20.614 0		

2.2 Chirp 信号叠加有色噪声时的仿真实验

给式(8)添加噪声强度不同(任取一组系数分别为 0.3、1、0.5、1.5)的 $1/f^\beta$ ($\beta = 1, 2$) 的有色噪声以形成具有不同精度的含有色噪声的信号,并分别记作含噪信号 1~4。对其采用 1.1 节的融合方案进行处理,结果如图 2(a)所示(这里仅给出叠加 $\beta = 1$ 时的 $1/f^\beta$ 有色噪声时的结果, $\beta = 2$ 时的结果与 $\beta = 1$ 的结果类似,不再赘述)。可看出,3 种融合方法均能有效抑制 $1/f^\beta$ 有色噪声,且多尺度融合方法(红色曲线)对抑制 $1/f^\beta$ 有色噪声的效果最为明显,体现在融合后的结果和原始 Chirp 信号吻合最好,其它两种方法的结果和原始 Chirp 信号的相对差异较大。

从功率谱方面对含有色噪声时的 3 种融合方法进行比较,结果如图 2(b)所示。3 种融合方法中多尺度融合方法不仅在整个通带(0~200 Hz)内纹波最小,并且在整个阻带 200~500 Hz 内最为平坦,故其效果是三者中最好的;而小波阈值融合方法虽然在阻带内衰减最大,但在较低频范围(0~30 Hz)内功率谱线起伏明显大于另外两种融合方法,并且在阻带内的起伏也最大,故其效果是三者中最差的;而卡尔曼滤波融合在通带内的纹波略大于多尺度融合,而远小于小波阈值融合;并且卡尔曼滤波

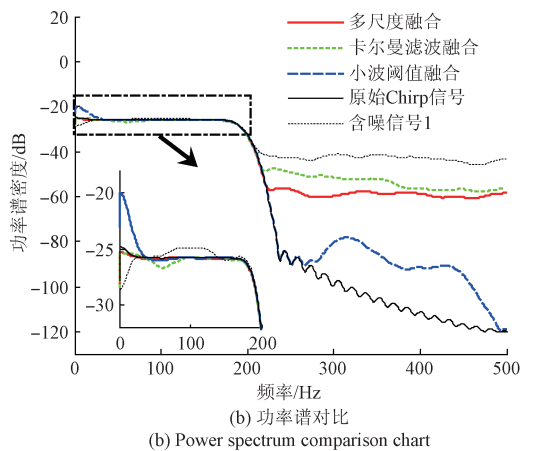
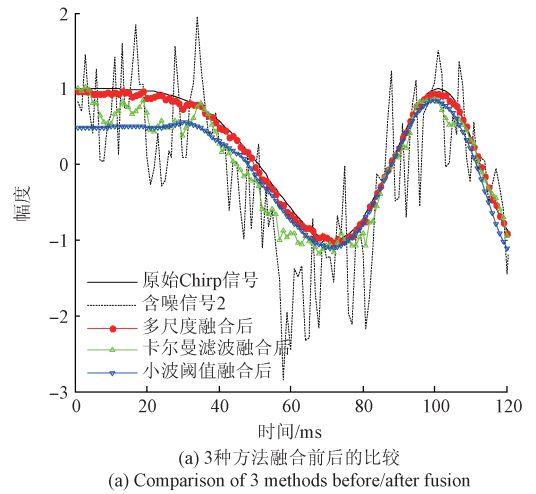


图 2 Chirp 信号叠加 $1/f$ 噪声,3 种融合方法的比较
Fig. 2 Comparison of three fusion results when Chirp signal added with $1/f$ noise

在阻带内的起伏略高于多尺度融合,而远低于小波阈值融合;故其效果介于多尺度融合与小波阈值融合之间。

表 4 给出了 Chirp 信号叠加 $1/f$ 噪声时,3 种方法融合前、后的信噪比的比较。可见,3 种融合方法均能有效抑制 $1/f$ 噪声并较大幅度地提高信噪比。其中,多尺度融合结果的信噪比最高,融合效果明显优于卡尔曼滤波融合和小波阈值融合的结果。

表 4 Chirp 信号叠加 $1/f$ 噪声时信噪比较
Table 4 Comparison of SNR when Chirp signal added with $1/f$ noise

信噪比/dB	样本 1	样本 2	样本 3	样本 4
原始输出	8.169 7	-2.523 6	3.789 8	-5.828 6
多尺度融合		23.786 3		
卡尔曼滤波融合		9.161 8		
小波阈值融合		7.387 3		

同精度情况下,即取一组噪声强度系数相同的 4 段

有色噪声形成样本进行融合实验,输入信噪比分别为 $-10, -5, 0, \dots, 50$ dB 时,3 种融合方法处理前后的信噪比及标准差的比较情况如图 3 所示。由图 3(a)可看出,对于抑制 $1/f$ 噪声,3 种融合方法中多尺度融合方法最为有效,可将信噪比提高约 20 dB;而另外两种融合方法的融合结果差别不是很大,均可将信噪比提高约 10 dB,且小波阈值融合方法要稍优于卡尔曼滤波融合方法。在输入噪声标准差一定时,对 3 种方法融合输出的噪声标准差比较,由图 3(b)可以很明显的看出,多尺度融合结果的噪声标准差最小,小波阈值融合的噪声标准差次之,而卡尔曼滤波融合的噪声标准差最大。并且当输入噪声标准差增大时,多尺度融合结果的噪声标准差明显小于另外两种融合方法。结果表明:针对 Chirp 信号叠加有色噪声时,3 种方法中多尺度融合效果最好,小波阈值融合次之,卡尔曼滤波融合效果最差。

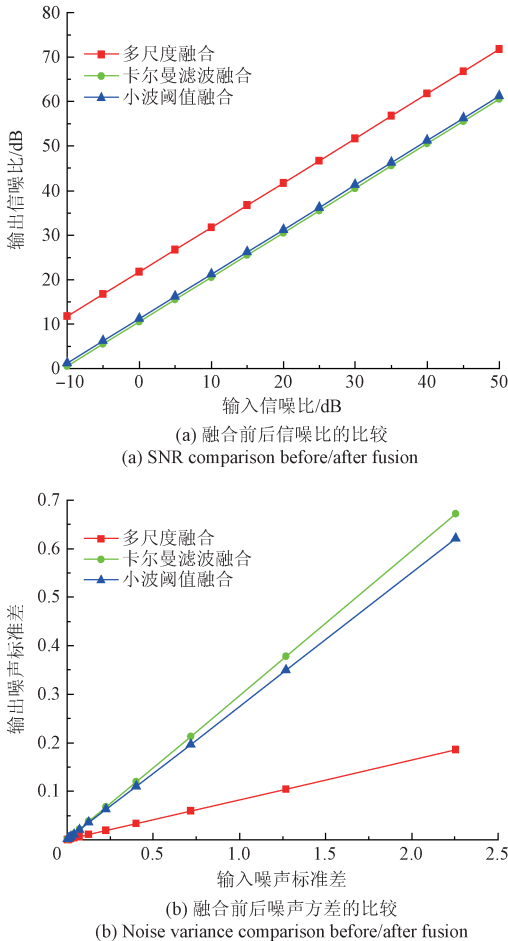


图3 Chirp 信号叠加 $1/f$ 噪声,3 种融合方法的信噪比和方差的比较

Fig. 3 SNR and variation comparison of three fusion results when Chirp signal added with $1/f$ noise

以上研究的是含有 $\beta = 1$ 时的有色噪声情况,对含有 $\beta = 2$ 时的有色噪声情况进行研究,可得到类似的结

果。因此有结论:针对 Chirp 信号叠加 $1/f^\beta$ ($\beta = 1, 2$) 噪声情况时,无论是在不同精度还是同精度情况下,3 种融合方法均能较为有效地抑制信号中的有色噪声。且 3 种融合方法中多尺度融合方法效果最为明显,小波阈值融合效果次之,卡尔曼滤波融合效果相对较差。这与引言部分及 1.1 节的理论分析一致。

3 实验研究

实验采用苏州敏芯微电子有限公司研制 MSG101 陀螺仪。该陀螺仪是一款可以在超宽环境温度、大动态运动条件下精确输出载体的转动角速率的高精度 MEMS 单轴陀螺仪。其工作温度可达 $-40\text{ }^\circ\text{C} \sim +85\text{ }^\circ\text{C}$,测量范围 $\pm 300^\circ/\text{s}$,具备 16Bit 高速数字输出、零偏稳定性在全温区内达到 $14^\circ/\text{h}$ 。采用静态测试方法进行数据采集。将 MSG101 陀螺仪固定在转台上,测试转台工作于静止状态,启动陀螺进入稳定工作状态后,以 10 Hz 的采样频率连续采集约 30 min 的陀螺输出数据,样本长度为 17 169。

MSG101 输出信号不仅包含敏感轴的角速度信号,还包含各种随机误差,具有非平稳、非线性特点。一般来说,MEMS 陀螺漂移主要由常值分量和周期分量组成,但是由于各种电路的噪声及地面噪声等外部环境因素的影响,实际得到的信号还包括噪声。在短时间(如在初始对准时间内),可以将漂移模型描述为^[14]:

$$\varepsilon(t) = \varepsilon_0 + A \sin(2\pi ft + \theta_0) + \delta n(t) + w(t) \quad (5)$$

式中: ε_0 为陀螺常值零偏, A 为周期分量的幅值, f 为周期分量的频率, θ_0 为初始相位, $n(t)$ 为高斯白噪声,其强度为 δ , $w(t)$ 为有色噪声。

MEMS 陀螺的原始观测信号中包含确定漂移和随机漂移,确定性漂移可通过测试和标定的方法进行补偿,而随机漂移比较复杂,需要研究相关算法进行软件补偿。可以通过提取常值分量、周期项、趋势项的方法去除确定性漂移。对原始 4 路陀螺数据去掉确定性漂移后得到的 4 路 MEMS 陀螺随机漂移数据,分别采用多尺度融合方法、卡尔曼滤波融合方法和小波阈值融合方法,进行融合处理。

计算 3 种融合方法融合前后数据的标准差如表 5 所示。可以看出,3 种融合方法均能在一定程度上抑制 MEMS 陀螺的噪声,且多尺度融合方法效果最好。

表 5 3 种数据融合的标准差对比

Table 5 Comparison of standard deviation of three data fusions

标准差	陀螺 1	陀螺 2	陀螺 3	陀螺 4
原始输出	0.116 9	0.301 1	0.116 2	0.301 9
多尺度融合			0.020 5	
卡尔曼滤波融合			0.057 6	
小波阈值融合			0.022 3	

图4所示描述了4路原始陀螺预处理后数据和3种融合方法融合后数据的 Allan 均方差双对数曲线的对比,图中的相关时间(也称族时间或平均时间),一般用 τ 表示,是系统采样周期 τ_0 的整数倍,单位为s。可以看出,多尺度融合方法对整个频段上的噪声都进行了衰减,具有较好的滤波效果。卡尔曼滤波融合对整个频段上的噪声也有一定的衰减,具有一定的滤波效果。但卡尔曼滤波要求充分了解噪声的特性,滤波效果依赖于随机漂移的精确建模,而在实际应用中,有些系统的噪声特性并不完全可知,或者随环境变化而改变,从而增加了应用的难度。多尺度融合的效果明显要比卡尔曼滤波融合的效果好,且多尺度融合对相关时间较大(即低频噪声)情况下的融合效果也明显优于小波阈值融合方法。针对相关时间较小(即高频噪声)情况下小波阈值融合的效果是3种融合方法中最好的。

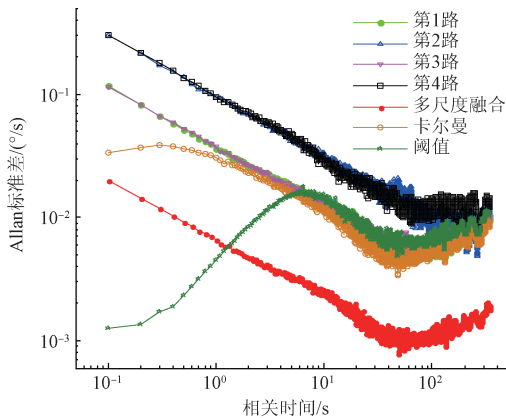


图4 融合前后的 ALLAN 方差曲线对比

Fig. 4 Allan variance curve of data before/after fusing

图5所示为3种方法融合前后的功率谱对比。可看出,4路陀螺的噪声功率主要集中于较低频段($0 \sim 0.03$ Hz)甚至更低的频段范围内,其特性类似于 $1/f$ 噪声;而其余频段($0.03 \sim 5$ Hz)噪声特性类似于白噪声。为分析方便,将整个频率范围分为3个频段:甚低频段($0 \sim 0.03$ Hz)、低频段($0.03 \sim 0.1$ Hz)及中高频段($0.1 \sim 5$ Hz)。则从图5中大图可知,3种融合方法均能对低、中高频段的白噪声进行有效地去除,并且3种方法中,显然卡尔曼滤波融合方法对抑制白噪声的效果最差,而多尺度融合方法和小波阈值融合方法则各有优缺点,多尺度融合方法抑制低频段($0.03 \sim 0.1$ Hz)的噪声的能力要强于小波阈值融合方法,并且其波动小;而小波阈值融合方法抑制中高频段噪声的能力是3种方法中最强的,其次是多尺度融合方法,最差为卡尔曼滤波方法,但小波阈值融合结果的功率谱曲线在此频段内也是波动最大,其次为卡尔曼滤波融合结果,最小波动为多尺度融合结果。另从图5中小图可明显看出,多尺度融合方法对

0.1 Hz以下的低频噪声的衰减最大,并且功率谱曲线波动最小,是3种方法中抑制低频噪声效果最好的。而另外两种方法对于低频、甚低频噪声的抑制能力,差别不是很大,并且小波阈值融合结果的功率谱波动要稍大些。小波阈值融合方法抑制甚低频($0 \sim 0.01$ Hz)噪声的能力要略强于卡尔曼滤波融合方法,但卡尔曼滤波融合抑制低频($0.01 \sim 0.08$ Hz)噪声的能力要略好于小波阈值融合方法。

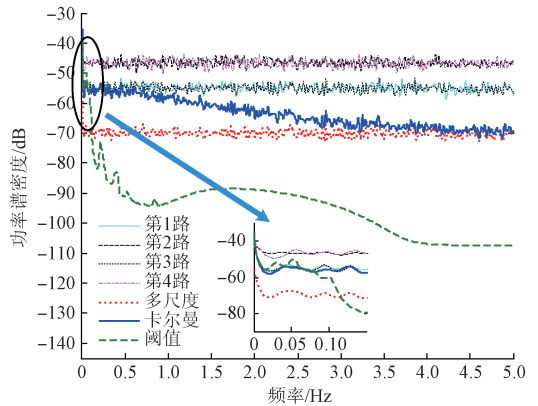


图5 融合前后功率谱对比

Fig. 5 Power spectrum of data before/after fusing

多尺度融合的效果是3种方法中综合最优的。小波阈值融合方法虽然对中高频段的白噪声的衰减能力最大,但其在整个频带内的波动也最大,因此其综合性能不如多尺度融合方法,尤其是在抑制一些低频噪声,如前所述的 $1/f$ 噪声方面,其效果将远不如多尺度融合方法,并且也比卡尔曼滤波融合方法的效果差些。

4 结论

综上所述,针对 Chirp 信号叠加高斯白噪声和有色噪声所建立的仿真模型及实验,可以看到,多尺度融合方法无论在信号中混有高斯白噪声还是有色噪声时,均能获得明显的融合效果;一般情况下,当信号中混有高斯白噪声时,多尺度融合方法的效果要略好于小波阈值融合方法,它们均明显优于卡尔曼滤波融合效果;当信号中为有色噪声时,多尺度融合效果明显优于另外两种融合方法。即多尺度融合方法在3种方法中综合效果最优。

多尺度融合和卡尔曼滤波融合方法对整个频段上的噪声均有较好的抑制能力,且多尺度融合无论是在时域还是频域均比卡尔曼滤波融合的效果好。小波阈值融合方法仅在抑制高频噪声方面要比多尺度融合的效果明显些,但对于抑制低频噪声小波阈值方法的适用性及融合效果就远不如多尺度融合方法好。

本文在介绍多尺度数据融合、卡尔曼滤波融合和小波阈值融合方法的基础上,分析了这几种融合方法的原

理和特点。并结合 Chirp 信号仿真模型和实测的 MEMS 陀螺静态输出数据,对这 3 种融合方法从融合前后的波形、标准差、信噪比、功率谱分析及 Allan 方差曲线等几个方面进行了分析和比较。结果表明,多尺度融合算法对抑制文中的有色噪声效果显著,相比卡尔曼滤波融合和小波阈值融合方法在提高 MEMS 陀螺仪测量精度的性能上获得了整体最优的效果,其适用范围更宽。

参考文献

- [1] 余彦霖,祖家奎,廖智麟. 基于卡尔曼滤波的 MUH 姿态信号融合算法研究[J]. 电子测量技术, 2015, 38(5):106-110.
- YU Y L, ZU J K, LIAO ZH L. The research on attitude determination algorithm based on kalman filter for unmanned elicopter [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(5):106-110.
- [2] 孙伟,文剑,张远,等. MEMS 陀螺仪随机误差的辨识与降噪方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(1):15-20.
- SUN W, WEN J, ZHANG Y, et al. Research on random error identification and denoising method of MEMS gyroscope[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(1):15-20.
- [3] JIANG CH U, XUE L, CHANG H L, et al. Signal processing of MEMS gyroscope arrays to improve accuracy using a 1st order markov for rate signal modeling [J]. Sensors, 2011, 12(2):1720-1737.
- [4] 刘洁瑜,沈强,李灿,等. 基于优化 KF 的 MEMS 陀螺阵信号融合方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(12):2705-2710.
- LIU J Y, SHENG Q, LI C, et al. Fusion method of MEMS gyro array signals based on optimal KF [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(12):2705-2710.
- [5] 张印强. 硅微陀螺阵列的关键技术研究 [D]. 南京:东南大学, 2013.
- ZHANG Y Q. Research on key technologies of the silicon micro gyroscope [D]. Nanjing: Southeast University, 2013.
- [6] 钱华明,夏全喜,阙兴涛,等. 基于 Kalman 滤波的 MEMS 陀螺仪滤波算法 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2010, 31(9):1217-1221.
- 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.
- [7] 李杨,胡柏青,覃方君,等. MEMS 陀螺的抗野值自适应滤波降噪方法 [J]. 压电与声光, 2015, 37(4):590-594.
- LI Y, HU B Q, QIN F J, et al. De-noising method of outlier rejecting and adaptive filtering for MEMS gyroscope [J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2015, 37(4):590-594.
- [8] 刘宇,贺涛,段耀宇,等. 基于提升小波的 MEMS 陀螺去噪方法研究 [J]. 压电与声光, 2012, 34(3):359-361.
- LIU Y, HE T, DUAN Y Y, et al. Study on de-noising method in MEMS gyroscope based lifting wavelet [J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2012, 34(3):359-361.
- [9] 曲国福,赵凡,刘贵忠,等. 一种微机电系统陀螺信号基于小波域的 Karhunen-Loeve 变换去噪方法 [J]. 兵工学报, 2010, 31(1):119-123.
- QU G F, ZHAO F, LIU G ZH, et al. A wavelet domain Karhunen-Loeve transformation denoising method for MEMS gyro signals [J]. Acta Armamentarii, 2010, 31(1):119-123.
- [10] 刘晓光,胡静涛,高雷,等. 基于改进小波阈值的微机械陀螺去噪方法 [J]. 中国惯性技术学报, 2014, 22(2):233-236.
- LIU X G, HU J T, GAO L, et al. Micro mechanical gyro denoising method based on improved wavelet threshold [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2014, 22(2):233-236.
- [11] 甘雨,隋立芬,王冰. 经验模态分解阈值消噪方法及其在惯性导航系统数据处理中的应用 [J]. 测绘学报, 2012, 41(4):504-509.
- GAN Y, SUI L F, WANG B. EMD threshold de-noising and its applications in INS data processing [J]. Acta Geodaetica Et Cartographica Sinica, 2012, 41(4):504-509.
- [12] 庞博. 批量 MEMS 陀螺信息融合技术研究 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2013.
- PANG B. Research on information fusion method of multiple MEMS gyroscopes [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, Chinese Academy of Sciences, 2013.
- [13] 庄晋升,汪丙南,向茂生. MEMS IMU 随机误差建模在 SAR 运动补偿中的应用 [J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(10):88-94.
- ZHUANG J SH, WANG B N, XIANG M SH. Application of MEMS IMU random error modeling in SAR motion compensation [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(10):88-94.
- [14] 查颖,周长省,鞠玉涛. 制导火箭弹 MEMS 陀螺仪信号处理仿真 [J]. 计算机仿真, 2013, 30(12):70-73.
- ZHA Y, ZHOU CH SH, JU Y T. Simulation of signal processing for MEMS gyroscope for rockets [J].

- Computer Simulation, 2013, 30(12):70-73.
- [15] 荣霞, 薛伟, 朱继超. 一种新的小波阈值函数在图像去噪中的应用[J]. 电子测量技术, 2016, 39(5):84-88.
RONG X, XUE W, ZHU J CH. New wavelet thresholding function in image denoising[J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(5):84-88.
- [16] 李伟, 何鹏举, 高社生. 多传感器加权信息融合算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2010, 28(5):674-678.
LI W, HE P J, GAO SH SH. Applying random weighted information estimation to implementing a new fusion algorithm for multi-sensors[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2010, 28(5):674-678.
- [17] 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.
- [18] 柯熙政, 刘娟花. 一种多尺度数据融合模型的工程实践与相关理论问题[J]. 西安理工大学学报, 2012, 28(1):20-27.
KE X ZH, LIU J H. Engineering practice of a multi-scale data fusion model and its related theories[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2012, 28(1):20-27.
- [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.
- [20] 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.
- [21] 李建勋, 柯熙政, 郭华. 小波方差与小波熵在信号特征提取中的应用[J]. 西安理工大学学报, 2007, 23(4):365-369.
LI J X, KE X ZH, GUO H. The application of wavelet variance and wavelet entropy in signal feature extraction[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2007, 23(4):365-369.
- [22] 许坤, 邹杰, 陈谋. 基于联邦滤波的室内移动机器人定位[J]. 电光与控制, 2016(9):77-83.
XU K, ZOU J, CHEN M. Federated filtering based localization of indoor mobile robots[J]. Electronics Optics & Control, 2016(9):77-83.

作者简介



刘娟花, 2004年在西安理工大学获得硕士学位, 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 M. Sc. from Xi'an University of Technology in 2004. Now she is a Ph. D. candidate in Xi'an University of Technology, and a lecturer in Xi'an Polytechnic University. Her research interest is modern signal processing technology, integrated navigation technology and high precision time measurement technology.



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, 通信与信息系统学科带头人; 主要研究方向为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 Ph. D. from Chinese Academy of Sciences in 1996. He is now a professor and Ph. D. supervisor in Xi'an University of Technology. His research interest is modern communication technology, integrated navigation technology and high precision time measurement technology.