

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209605

改进 Sage-Husa 算法结合小波模糊阈值算法的 MEMS 陀螺去噪

于玉丹 林伟 俞朝阳

(上海应用技术大学电气与工程学院 上海 201418)

摘要: 为解决微机电系统(MEMS)中陀螺仪输出噪声大、精度低的问题,基于自适应滤波算法与小波阈值算法的基础上,将小波阈值算法与模糊理论结合,提出了 Sage-Husa 自适应滤波算法联合小波模糊阈值去噪算法应用在 MEMS 陀螺去噪中。首先使用改进的 Sage-Husa 自适应滤波算法进行预处理,通过修正状态的预测值抑制干扰数据对滤波的影响,然后使用小波模糊阈值去噪算法对信号进行后处理,实现抑制随机噪声的效果。实验结果表明:在静态实验中,该算法去噪效果优于 Sage-Husa 自适应滤波算法和小波阈值算法,其与 Sage-Husa 自适应滤波算法、小波模糊阈值算法相比,噪声方差分别降低 78.7%和 14.6%,信噪比分别提高 43.7%和 16.3%。在动态实验中,该算法能够自适应地减少异常值的不利影响,保持原始信号的波形,其与 Sage-Husa 自适应滤波算法、小波模糊阈值算法相比,噪声方差分别降低 62.7%和 31.6%,信噪比分别提高 47.8%和 10.0%。

关键词: 陀螺仪;自适应滤波;小波模糊滤波;联合滤波

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Improved Sage-Husa algorithm and wavelet fuzzy threshold algorithm for MEMS gyroscope denoising

Yu Yudan Lin Wei Yu Zhaoyang

(School of Electrical and Electronic Engineering, Shanghai Institute of Technology, Shanghai 201418, China)

Abstract: To solve the problem of high output noise and low output precision of gyroscope in micro-electromechanical systems(MEMS). Based on the adaptive filtering algorithm and the wavelet threshold algorithm, the wavelet threshold algorithm and the fuzzy theory are combined, this paper proposed to apply the Sage-Husa adaptive filtering algorithm combined with the wavelet fuzzy threshold denoising algorithm to MEMS gyroscope denoising. Firstly, the improved Sage-Husa adaptive filtering algorithm is used to preprocess, and the influence of interference data on filtering is suppressed by modifying the predicted value of the state. Then, the wavelet fuzzy threshold denoising algorithm is used to post-process the signal, so as to achieve the effect of suppressing random noise. The experimental results show that the denoising effect of the algorithm is better than the Sage-Husa adaptive filtering algorithm and the wavelet threshold algorithm, the noise variance is reduced by 78.4% and 14.6%, and the signal-to-noise ratio is increased by 43.7% and 16.3% respectively in the static experiment. The algorithm can adaptively reduce the adverse effects of outliers and maintain the original signal waveform. Compared with Sage-Husa adaptive filtering algorithm and wavelet fuzzy threshold algorithm, the noise variance is reduced by 62.7% and 31.6%, and the signal-to-noise ratio is increased by 47.8% and 10.0% respectively in dynamic experiments.

Keywords: gyroscope; adaptive filtering; wavelet fuzzy filtering; joint filtering

0 引言

微机电系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)中的陀螺仪由于体积小、功耗低、价格低廉等优点,在定位导

航等领域得到了广泛的应用^[1]。MEMS 陀螺仪在采集的信号的过程因受到器件自身的限制以及外部环境因素的影响,产生的数据会受到随机噪声的干扰。为提高测量的精度,需要将随机噪声最大程度上从惯性器件输出信号数据

收稿日期:2022-04-13

中剥离^[2]。

对惯性器件随机噪声去除主要有以下几种算法:简单滤波算法、卡尔曼滤波算法、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)以及小波去噪算法等。简单滤波算法,结构简单,计算方便,很容易实现,但不容易找到最优滤波器的增益,存在偏差问题,需要与其他算法结合才能实现更好的降噪^[3]。卡尔曼滤波算法结合互补滤波算法来消除噪声信号,进一步提高检测的精度。但当实际噪声偏离高斯模型、异常值以及粗差干扰时,卡尔曼滤波的性能就会变差^[4]。Sage 与 Husa 提出 Sage-Husa 自适应滤波算法,该算法可以实时地估计系统的噪声参数,但存在滤波不稳定,计算量过大以及滤波自适应程度下降等问题^[5-7]。强跟踪卡尔曼滤波算法与 Sage-Husa 自适应滤波算法结合起来形成的收敛判据的自适应滤波算法,但该算法较为复杂,并不适用于实际应用中^[8]。经验模态分解算法与时间序列建模法对陀螺仪的随机误差进行补偿,滤波效果较好,但多次使用高阶卡尔曼滤波算法,实时性受到影响^[9]。小波阈值去噪算法的去噪效果好且具有良好的时频局部化分析能力,但在小波硬阈值去噪算法中,小波系数在阈值处不连续且重构会产生振荡现象;在小波软阈值去噪算法中,小波系数存在固定的偏差,重构后信号的精度受到影响^[10]。改进的小波阈值算法虽有良好的效果,但引入系数难以确定且过程繁琐^[11-12]。

针对上述的问题,本文采用改进的 Sage-Husa 自适应滤波算法与小波模糊阈值算法结合的滤波方法,改进的算法流程如图 1 所示。首先,利用改进的 Sage-Husa 自适应滤波算法进行预处理,然后将模糊理论与小波阈值算法结合形成的小波模糊阈值算法对信号进行后处理,从而实现陀螺仪噪声的抑制。

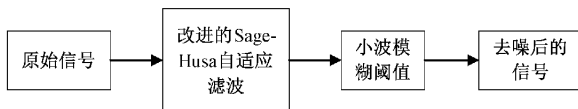


图 1 改进的算法流程

1 算法原理

1.1 Sage-Husa 自适应滤波算法

Sage-Husa 自适应滤波算法是在 Kalman 滤波算法的基础进一步发展的,其核心思想是将观测量的作用发挥到最大且持续对滤波的预测值进行校正^[13]。

对陀螺仪建立随机误差模型^[14],陀螺仪随机误差模型一般表示为:

$$\begin{cases} y = \omega + b + n \\ \dot{b} = \tilde{\omega} \end{cases} \quad (1)$$

式中: y 为陀螺仪输出的角速度, ω 为真正的角速度信号, b 由噪声 ω 驱动的角速度随机游走, n 为 ARW 白噪声。

式(1)的离散化系统模型可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \Phi_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (2)$$

其中, \mathbf{X}_k 为系统状态向量; Φ_{k-1} 为系统的状态转移矩阵; \mathbf{Z}_k 为系统观测向量; \mathbf{H}_k 为系统的观测矩阵; \mathbf{W}_{k-1} 和 \mathbf{V}_k 分别是过程噪声和观测噪声且二者为相互独立的高斯白噪声,其统计特性满足以下条件:

$$\begin{cases} E[\mathbf{W}_k] = \mathbf{q}_k, E[\mathbf{W}_k \mathbf{W}_j^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{k,j} \\ E[\mathbf{V}_k] = \mathbf{r}_k, E[\mathbf{V}_k \mathbf{V}_j^T] = \mathbf{R}_k \delta_{k,j} \\ E[\mathbf{W}_k \mathbf{V}_j^T] = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, r_k 为过程噪声的数学期望; \mathbf{R}_k 为过程噪声的方差; q_k 为测量噪声的数学期望; \mathbf{Q}_k 为测量噪声的方差。

Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波递推过程如下:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \Phi_{k|k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \mathbf{q}_{k-1} \\ \mathbf{P}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \\ \mathbf{v}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} - \hat{\mathbf{r}}_k \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k)^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k \\ \mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \hat{\mathbf{R}}_{k-1} \mathbf{K}_k^T \end{cases} \quad (4)$$

$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}$ 为状态预测向量; $\hat{\mathbf{X}}_k$ 为状态估计向量; \mathbf{v}_k 为残差序列向量; \mathbf{P}_k 为协方差矩阵; \mathbf{K}_k 为滤波增益。

时变噪声估计器可以如下公式表示:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{R}}_k = (1 - d_{k-1}) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + d_{k-1} (\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T) \\ \hat{\mathbf{r}}_k = (1 - d_{k-1}) \hat{\mathbf{r}}_{k-1} + d_{k-1} (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}) \\ \hat{\mathbf{Q}}_k = (1 - d_{k-1}) \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} + d_{k-1} (\mathbf{K}_k \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T \mathbf{K}_k^T + \mathbf{P}_k - \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_k \Phi_{k,k-1}^T) \\ \hat{\mathbf{q}}_k = (1 - d_{k-1}) \hat{\mathbf{q}}_{k-1} + d_{k-1} (\hat{\mathbf{X}}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k-1}) \\ d_k = (1 - b)/(1 - b^k) \end{cases} \quad (5)$$

其中, $1 - d_{k-1}$ 和 d_{k-1} 是自适应系数,其作用是解算时的权重调整, b 是遗忘因子,一般取值为 0.90~0.99 之间。

Sage-Husa 卡尔曼滤波算法由上述公式组成,该算法递归利用测量数据,对预测噪声和测量噪声进行实时估计,从而完成自适应滤波^[15]。

1.2 小波阈值去噪算法

使用小波去噪算法,将原始信号看作一组二维数据进行小波处理,原始信号进行小波分解后,获得不同的小波系数,其中,有效信号的小波系数模值较大,噪声信号的小波系数模值较小。小波去噪算法是通过小波系数进行阈值的设置从而分离出噪声信号和有效信号,将处理后的小波系数进行逆变换获得重构后的信号,达到噪声去除的目的。阈值的确定是研究的热点,其决定了小波变化后信息的保留程度,常见的阈值的选择有以下几种^[16-17]:

1) 固定阈值

$$\lambda = \sigma \sqrt{2\ln(N)} \quad (6)$$

λ 中为阈值; σ 估计噪声方差, 其中, $\sigma = \frac{1}{0.674} \sum_{k=1}^N |\omega_{j,k}|$,

N 小波系数总个数。

2) 极大极小准则阈值

$$\lambda_{\minimax} = \begin{cases} \sigma(0.396 + 0.189 \cdot 2\log_2 N), & N \geq 32 \\ 0, & N < 32 \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\sigma = middle(|W_{1,k}|, 0 \leq k \leq 2^k - 1) / 0.6754$;

$W_{1,k}$ 为尺度是 1 的小波系数。

3) Stein 无偏风险阈值

基于 Stein 无偏似然估计原理, 计算给定阈值 λ 的极大似然估计, 将阈值最小化, 即可获得 Stein 无偏风险阈值。

4) 启发式阈值

设 sum 为 N 个小波系数的平方和, 令 $u = (sum - N) / N, v = (\log_2 N)^{1.5} \times N^{0.5}$, 则:

$$\lambda = \begin{cases} \lambda, & u < v \\ \min(\lambda_1, \lambda_2), & u > v \end{cases} \quad (8)$$

其中, N 为信号的长度, λ_1 为固定阈值规则获得的阈值, λ_2 为无偏似然估计规则获得的阈值。

小波阈值函数通常有硬阈值函数和软阈值函数, 如图 2 所示。硬阈值函数的表达式如式(9)所示, 硬阈值函数能够有效保留信号边缘等局部特征, 但小波系数在阈值处不连续, 重构会产生震荡; 软阈值函数的表达式如式(10)所示, 软阈值函数的数据处理相对平滑且连续性好, 但小波系数会出现一个固定的偏差, 产生边缘模糊失真的现象。

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \omega_{j,k}, & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (9)$$

式中: λ 为阈值; $\omega_{j,k}$ 为小波系数; $\hat{\omega}_{j,k}$ 为噪声去除后小波系数。

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} sgn(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - \lambda), & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \end{cases}$$

$$sgn(k) = \begin{cases} 1, & k \geq 0 \\ -1, & k < 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $sgn()$ 为符号函数。

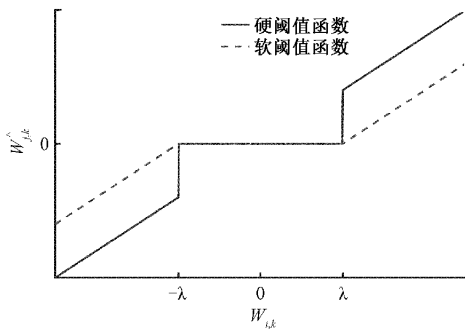


图 2 硬阈值函数与软阈值函数

2 算法改进

2.1 改进的 Sage-Husa 自适应滤波算法

由于每次的滤波递推要进行 Q 和 R 的估计, 产生大量的计算过程, 可能导致滤波失去实时性, 且矩阵 Q 的非负性和矩阵 R 的正定性可能发生变化, 随着滤波次数的增加, 分配权重 d 不断减小, 逐渐趋于 $1-b$, 使得滤波的自适应程度大大的降低。为此, 对 Sage-Husa 自适应滤波算法进行了改进, 改进的 Sage-Husa 滤波算法流程如图 3 所示。

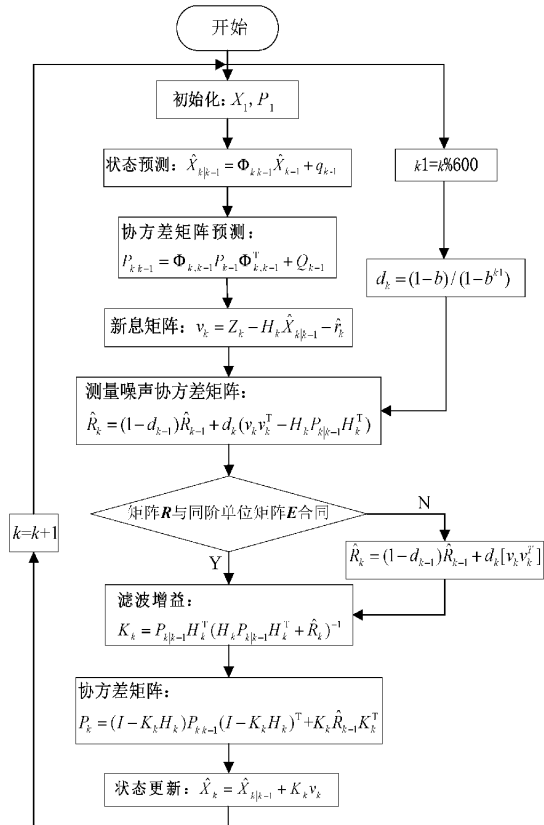


图 3 改进的 Sage-Husa 滤波算法流程图

系统噪声是由陀螺仪本身的器件误差产生, 而器件误差几乎很小。量测噪声是由周围环境变化引起, 具有随机性和时变性, 建模和误差补偿不能预先完成。因此, 将陀螺仪模型发生变化看成由量测噪声变化引起, 只对矩阵 R 进行估计, 不对矩阵 R 进行处理。在很大程度上减少了滤波解算的计算量, 避免了矩阵 Q 和矩阵 R 同时估计而导致滤波实时性差的问题, 增加了滤波的稳定性。

矩阵 Q 和矩阵 R 应分别满足非负性和正定性, 由于仅对 R 进行估计, 只需判断矩阵 R 的正定性。判断矩阵 R 的是否具有正定性, 避免了其因失去正定性而造成的滤波不稳定或滤波发散现象。

设矩阵 R 的阶数为 n , 若与 n 阶单位矩阵 E 合同, 则 R 正定矩阵, 式(5)中 R 的表达式不变; 若不同合同, 则 R 为非

正定矩阵,将式(5)中 \mathbf{R} 表达式中的负项去除。

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \begin{cases} (1-d_{k-1})\hat{\mathbf{R}}_{k-1} + d_{k-1}(\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T - \\ H_k P_{k|k} H_k^T), & \mathbf{R} \text{ 与 } \mathbf{E} \text{ 合同} \\ (1-d_{k-1})\hat{\mathbf{R}}_{k-1} + d_{k-1}(\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T), & \mathbf{R} \text{ 与 } \mathbf{E} \text{ 不合同} \end{cases} \quad (11)$$

为改善滤波的自适应能力,当滤波次数到达 600 时,自适应系数中的 k 设置为零并重新对 \mathbf{R} 进行估计。因此,当 $k < 600$ 时,继续执行滤波递推过程, k 执行一个自增操作;当 $k = 600$ 时,令 dk 中的 $k = 0$,重新对 \mathbf{R} 进行自适应估计,增强 R 的自适应程度。

2.2 小波模糊阈值去噪算法

阈值的选取是噪声去除的关键,阈值选取过小,随机噪声不能完全去除,阈值选取过大虽能够去除随机噪声,但会将部分有效信号去除,造成信号失真现象。为解决阈值解决的问题,将模糊理论与小波阈值去噪算法结合,提出小波模糊阈值去噪算法^[18]。

小波模糊阈值去噪的原理:使用小波系数模值的大小来判断噪声信号和有效信号之间的界限是模糊的且阈值的大小往往难以抉择,阈值的微小变化会导致边界发生骤变进而使重构的信号发生剧烈变化。在固定阈值中,阈值会随着小波系数个数的增加而增大,会产生阈值设置过大的问题,将部分有效信号的小波系数置零,产生信号失真现象;在极大极小准则阈值中,阈值的选择过小,仅能将部分噪声信号的小波系数置零,造成噪声不能完全去除。为此,借助模糊理论的方法来选取阈值,小波分解后执行 0~1 隶属度函数。其中,将小波系数小于极大极小准则阈值中的小波系数映射为 0,即不进行信号重构;将小波系数大于固定阈值中的小波系数映射为 1,即进行信号的重构。在极大极小准则阈值与固定阈值之间的小波系数采取模糊隶属度函数,设计相关算法,以达到去噪的目的。为此,选取极大极小准则阈值作为模糊阈值的下限,固定阈值作为模糊阈值的上限。隶属度表达式为:

$$\mu_A(\omega_{j,k}) = \begin{cases} 0, & \omega_{j,k} \leq a \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{b-a} [\omega_{j,k} - \frac{a+b}{2}], & a < \omega_{j,k} \leq b \\ 1, & \omega_{j,k} > a \end{cases} \quad (12)$$

其中, a 为极大极小准则阈值; b 为固定阈值。

给出小波模糊阈值函数为:

$$\hat{\omega}_{j,k} = \mu_A(\omega_{j,k}) \times \omega_{j,k} \quad (13)$$

其中, $\hat{\omega}_{j,k}$ 为小波模糊阈值系数, $\mu_A(\omega_{j,k})$ 为对应尺度下的模糊隶属度函数。

小波模糊阈值算法流程如图 4 所示,具体步骤如下:

首先,确定小波的基函数和分解尺度,对预处理后的信号进行小波分解,得到的各个层的小波系数。

接着,采用小波模糊阈值算法建立小波模糊阈值以及

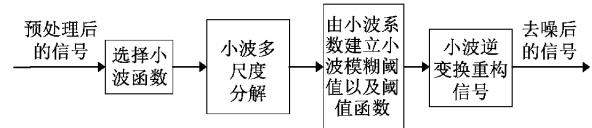


图 4 小波模糊去噪算法流程

阈值处理函数,小波系数小于极大极小准则阈值的小波系数进行提出,小波系数大于固定值阈值的小波系数进行保留,小波系数在极大极小准则阈值与固定阈值的小波系数之间的采用模糊隶属度函数进行处理。

最后,进行小波逆变换重构信号,得到噪声去除后的信号数据。

3 实验与分析

采用 ADXRS620 MEMS 陀螺仪作为测量元件,量程为 $(\pm 300^\circ/\text{s})$ 。

3.1 静态实验

将陀螺仪测量单元固定在测量的平台上,取陀螺仪 x 轴的数据作为测试对象,采集时间为 1 h,从中选取 40 000 个数据作为静态测试数据,采集到的原始数据如图 5 所示。

为了验证本文方法的有效性,采用三种不同的方法对静态原始数据进行处理,1)采用 Sage-Husa 自适应滤波算法进行补偿;2)在小波阈值去噪的基础上结合模糊理论确定小波模糊阈值,对陀螺仪静态原始数据进行处理进而消除随机噪声;3)将改进的 Sage-Husa 自适应滤波算法结合小波模糊阈值法对原始数据实现随机噪声的去除。

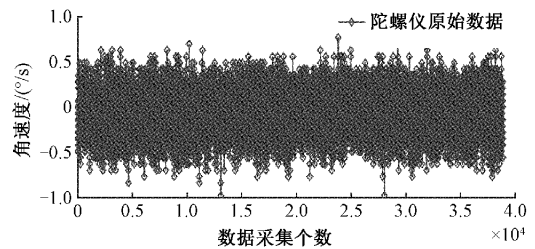


图 5 陀螺仪静止状态采集的原始数据

3 种方法滤波效果如图 6 和 7 所示,由图可知,改进的 Sage-Husa 滤波算法结合小波模糊阈值算法比改进的 Sage-Husa 自适应滤波算法和小波模糊阈值法的去噪效果更好。将滤波前后的噪声方差与信噪比作为去噪效果的评价指标,查阅文献可知,噪声方差越小,信噪比越大,去噪效果越好。计算的噪声方差、信噪比如表 1 所示。

由静态实验结果可知,本文提出的方法,与 Sage-Husa 自适应滤波算法相比,噪声方差降低 78.7%,信噪比提高 43.7%,与小波模糊阈值算法相比,噪声方差降低 14.6%,信噪比提高 16.3%。

3.2 动态实验

将陀螺仪控制系统固定在身体上,采集实验人员进行起立、蹲下、跳跃等运动下的 MEMS 陀螺仪 x 轴输出的信

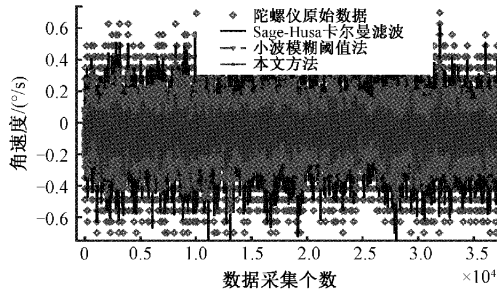


图 6 静态实验陀螺仪去噪效果分析图

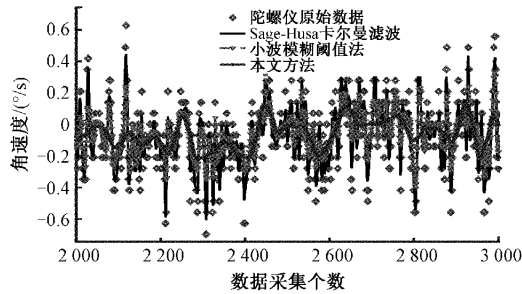


图 7 静态实验陀螺仪去噪效果分析放大图

表 1 静态条件下不同算法的噪声方差与信噪比的对比

	噪声方差	信噪比
静态原始数据	0.309 2	
Sage-Husa 自适应滤波	0.085 1	9.235 4
小波模糊阈值	0.021 2	11.418 3
Sage-Husa 自适应滤波+ 小波模糊阈值	0.018 1	13.275 4

号为动态测试数据,动态测试数据的数量为 2 200 个。对含有噪声的动态测试数据分别使用 Sage-Husa 自适应滤波算法、小波模糊阈值算法以及 Sage-Husa 自适应滤波算法结合的小波模糊阈值算法进行处理,处理后的波形图如图 8 和 9 所示,由图可知,本文提出的算法在动态实验中有一定的效果,保持了原始信号的波形。计算的噪声方差、信噪比如表 2 所示。

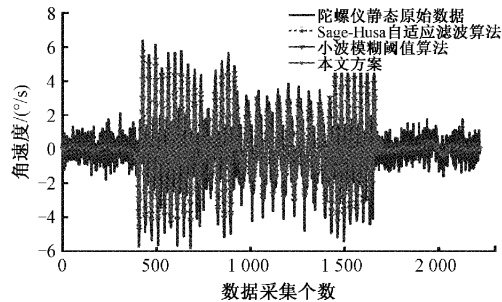


图 8 动态实验陀螺仪去噪效果分析

由动态实验结果可知,本文提出的方法,与 Sage-Husa 自适应滤波算法相比,噪声方差降低了 62.7%,信噪比提

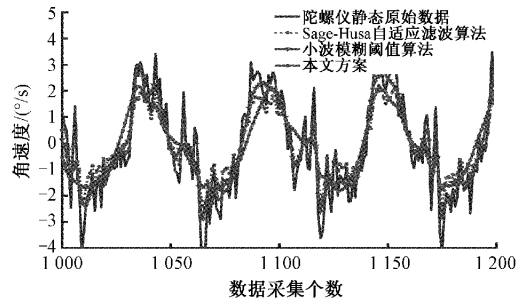


图 9 动态实验陀螺仪去噪效果分析放大图

表 2 陀螺仪动态数据各种算法的噪声方差与信噪比的对比

	噪声方差	信噪比
陀螺仪动态原始数据	0.383 5	
Sage-Husa 自适应滤波	0.125 1	10.339 2
小波模糊阈值	0.068 3	13.901 3
Sage-Husa 自适应滤波+ 小波模糊阈值	0.046 7	15.287 6

高 47.8%,与小波模糊阈值算法相比,噪声方差降低 31.6%,信噪比提高 10.0%。

4 结 论

MEMS 陀螺仪惯性器件得到了广泛的应用,但陀螺仪的随机误差较大,需要进行降噪处理提高使用的精度。采用改进的 Sage-Husa 自适应滤波算法与小波模糊阈值算法结合,得到去噪后的信号,与原始信号相比,噪声方差下降 8 倍左右,信噪比明显提高。仿真对比实验表明,改进的 Sage-Husa 自适应滤波算法与小波模糊阈值算法结合的方法可以降低陀螺仪随机误差的影响,滤波效果优于 Sage-Husa 自适应滤波算法以及小波模糊阈值算法,在陀螺仪随机误差的应用上有着重要的意义。

参考文献

- [1] 马江华,林伟轩,万美琳,等. MEMS 惯性测量单元航姿更新中的测量误差估算方法[J]. 电子与信息学报, 2022,44(2):775-780.
- [2] 邓祎昕,郭华玲,郑宾,等. 基于小波模糊阈值去噪方法在 MEMS 加速度计去噪中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2021,40(8):134-138.
- [3] FAN Q, ZHANG H, PAN P, et al. Improved pedestrian dead reckoning based on a robust adaptive Kalman filter for indoor inertial location system[J]. Sensors, 2019, 19(2): 294.
- [4] NARASIMHAPPA M, MAHINDRAKAR A D, GUIZILINI V C, et al. MEMS-based IMU drift minimization: Sage Husa adaptive robust Kalman filtering[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 20(1): 250-260.

- [5] 陈禹. 基于自适应卡尔曼滤波的行人航迹推断技术研究[D]. 北京:北京邮电大学,2020.
- [6] 卢艳军,陈雨荻,张晓东,等. 基于扩展 Kalman 滤波的姿态信息融合方法研究[J]. 仪器仪表学报,2020,41(9):281-288.
- [7] 李翔,石琦. 融合光流与惯性传感器的扩展卡尔曼姿态滤波[J]. 电子测量技术,2021,44(17):88-92.
- [8] 王福军,丁小燕,王前,等. 自适应强跟踪 Sage-Husa 卡尔曼滤波器载波环设计[J]. 电光与控制,2019,26(10):12-16.
- [9] 李文华,汪立新,沈强,等. 基于 EMD 的 MEMS 陀螺仪随机漂移分析方法[J]. 北京航空航天大学学报,2021,47(9):1927-1932.
- [10] 邹根. 小波阈值去噪理论研究及其在隧道衬砌 GPR 检测信号中的应用[D]. 湘潭:湖南科技大学,2020.
- [11] 景冰洁,韩跃平,张鹏,等. 改进提升小波阈值法在 MEMS 陀螺仪误差分析中的应用[J]. 仪表技术与传感器,2020(12):95-10.
- [12] 吴保锋,夏林元,吴东金,等. 基于改进小波阈值的 MEMS 陀螺去噪算法[J]. 电子器件,2020,43(5):1104-1107.
- [13] 彭关龙,陈科. 联合滤波算法在 MEMS 陀螺降噪中的应用[J]. 传感器与微系统,2022,41(3):154-157.
- [14] 杨菊花,刘洋,陈光武,等. 基于改进 EMD 的微机械陀螺随机误差建模方法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(12):196-204.
- [15] 邵鑫. 双功能深海潜器关键导航算法研究[D]. 南京:东南大学,2020.
- [16] ZHANG Y, DING W, PAN Z, et al. Improved wavelet threshold for image de-noising[J]. Frontiers in neuroscience, 2019, 13: 39.
- [17] 龚静. 可调阈值函数和能量阈值优化的电能质量扰动小波去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(5):137-145.
- [18] 张宇航,杨武年,任金铜,等. 高分二号卫星影像自适应模糊阈值法小波去噪[J]. 测绘通报,2019(3):32-35.

作者简介

于玉丹,工学硕士,主要研究方向为传感器与智能检测技术。

林伟,工学硕士,副教授,主要研究方向为传感器与智能检测技术,电子信息与计算机应用技术。

俞朝阳,工学硕士,研究生,主要研究方向为传感器与智能检测技术。

E-mail:1829328635@qq.com