

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208876

MEMS 传感器数据漂移抑制技术研究*

张明跃¹ 房立清¹ 郭德卿¹ 石永雷^{1,2}

(1.陆军工程大学火炮工程系 石家庄 050003; 2.河北科技大学机械工程学院 石家庄 050018)

摘要: 针对惯性测量系统中 MEMS 加速度传感器存在信号漂移而导致测量误差的问题,采用时间序列的分析方法,对 MEMS 加速度传感器测量的数据进行分析。将 MEMS 加速度传感器测量的数据通过 DSP 读取后,通过 ADF 准则进行平稳性检验,传感器数据满足平稳时间序列条件。根据传感器数据的自相关函数与偏自相关函数特征,判断出序列满足 AR(p)模型。通过 AIC 准则进行随机性检验,同时进行时间序列模型识别与参数估计,传感器数据在使用 AR(1)模型进行建模时达到最优。建立 MEMS 加速度传感器信号漂移 AR(1)模型,并依据模型设计卡尔曼滤波器。结果表明,在滤波前加速度传感器零偏稳定性为 0.303 2 mg,卡尔曼滤波后的加速度传感器零偏稳定性为 0.024 7 mg,测量稳定性有效提高,并且运算阶数较低,能很好的应用于嵌入式系统。

关键词: MEMS;信号漂移;时间序列分析;ARMA 模型;卡尔曼滤波;Allan 方差;信号处理

中图分类号: TP121 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on random drift suppression technology of MEMS sensor

Zhang Mingyue¹ Fang Liqing¹ Guo Deqing¹ Shi Yonglei^{1,2}

(1. Department of Artillery Engineering, Peoples Liberation Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China;

2. School of Mechanical Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang 050018, China)

Abstract: Aiming at the problem of measurement error caused by signal drift of MEMS acceleration sensor in inertial measurement system, the measured data of MEMS acceleration sensor are analyzed by time series analysis method. After reading the data measured by MEMS acceleration sensor through DSP, the stability is tested by ADF criterion. The sensor data meets the stationary time series conditions. According to the characteristics of autocorrelation function and partial autocorrelation function of sensor data, it is judged that the sequence satisfies AR (P) model. Through AIC criterion for randomness test, time series model identification and parameter estimation, the sensor data is optimized by using AR (1) model. The signal drift AR (1) model of MEMS acceleration sensor is established, and the Kalman filter is designed according to the model. The results show that the zero bias stability of the acceleration sensor before filtering is 0.303 2 mg, and the zero bias stability of the acceleration sensor after Kalman filtering is 0.024 7 mg. The measurement stability is effectively improved, and the operation order is low, which can be well applied to the embedded system.

Keywords: MEMS; signal drift; time series analysis; ARMA model; Kalman filter; Allan variance; signal processin

0 引 言

惯性测量系统,是利用加速度传感器和陀螺仪实时采集目标的加速度与角加速度,将采集的加速度数值与角加速度数值通过运动模型解算出目标实际运动距离、运动姿态等信息,从而实现精准定位与定距。近年来,无人驾驶、智能弹药、航空航天等领域迅速发展,多场景的工作环境对惯性测量系统的集成化程度、抗干扰性能提出了更高的要

求。MEMS 加速度传感器凭借其微体积、低成本、低功耗等优势,被广泛应用于各个领域的惯性测量系统中。当目标处于静止或高速运动状态时, MEMS 加速度传感器的信号漂移对定距精度产生影响影响,目前研究中,补偿传感器信号漂移方法主要分为两种,一种是通过更改封装方式减小传感器因温度、冲击带来的信号漂移。一种是通过建模与算法对传感器序列进行滤波^[1]。通过改变封装的方式减小信号漂移,不影响传感器的动态响应,但是不适用于对传

收稿日期:2022-01-18

* 基金项目:陆军装备预研基金(0906)项目资助

感器尺寸、体积有限制的场合^[2]。使用算法对传感器序列进行滤波研究中,采用神经网络方式,在可以感知的低转速下,精度明显提高,然而全局反馈神经网络需要极大的计算量^[3]。小波分析方法零偏稳定性有所改善,但是需要选择合理参数^[4]。DA-LM 算法简化了校准流程,但是在局部寻优方面存在缺陷^[5]。并且上述算法研究中,主要面对高端处理器,不适合应用于高度集成化与快速反应的嵌入式系统中。

卡尔曼滤波器也被称为线性最小均方估计子,它可以利用含有噪声的线性传感器使线性随机系统的均方估计误差最小化^[6-7]。针对惯性测量系统中 MEMS 加速度传感器存在信号漂移而导致测量误差,但是在特定控制场合中使用的嵌入式系统不适合运行高阶算法的问题,对 MEMS 加速度传感器的数据进行模型建立与卡尔曼滤波。首先建立信号漂移误差模型。使用时间序列分析的方法,检验信号平稳性与纯随机性,MEMS 传感器信号符合有截距项无趋势项的平稳时间序列特征。将加速度数据进行中心化处理后,计算序列的自相关函数与偏自相关函数。通过观察预测其符合 AR(p) 模型特征。经过 AIC 准则验证出经过中心化处理后的加速度信号漂移序列符合 AR(1) 模型,根据模型参数设计卡尔曼滤波器进行噪声滤除。为验证滤波器性能,使用 Allan 方差进行滤波前后加速度数据对比^[8-10],在滤波前加速度传感器零偏稳定性为 0.303 2 mg,卡尔曼滤波后的加速度传感器零偏稳定性为 0.024 7 mg,结果表明传感器测量稳定性明显提高,为验证算法可行性,设计单摆实验采集加速度数据,使用 TMS320F28335 型 DSP 采集单摆运动过程中的加速度数据,并进行建模与滤波,滤波后的单摆加速度数据信号漂移得到有效抑制,算法阶数较低,能够较好的应用于基于嵌入式的控制系统中。

1 时间序列分析与模型建立

精准定距系统以 DSP 作为控制核心,加速度传感器使用 MXC4005XC, DSP 采集静态条件下的加速度数据,选择采样频率是 100 Hz,采集时间是 4 s,采集的时间序列如图 1 所示。可以观测出静态条件下 DSP 采集的加速度数据围绕均值上下波动。

由于使用的加速度传感器是压电式加速度传感器,所以在目标静止时,加速度数据会在 -9.8 上下波动,在进行时间序列分析时,先将加速度数据进行中心化处理,对处理后的加速度数据进行时间序列分析时,MEMS 传感器信号漂移序列的统计特性需要满足 3 个方面,该序列的任意时间段均值与总体均值相等(均值函数为常数),方差是与时间无关的常数,协方差只与时间相关。即加速度传感器信号漂移时间序列的均值、方差、协方差等统计特性需要满足式(1)、(2)、(3)。

$$E(y_t) = E(y_{t+m}) \quad (1)$$

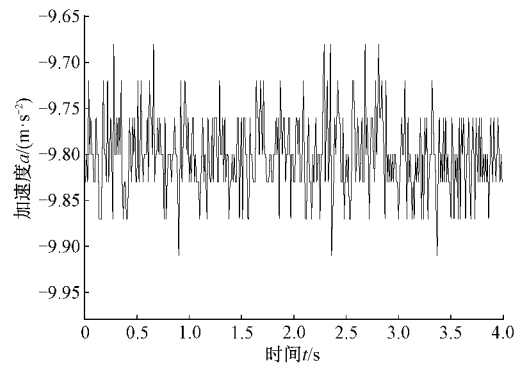


图 1 原始加速度数据

$$\text{Var}(y_t) = \text{Var}(y_{t+m}) \quad (2)$$

$$\text{cov}(y_t) = \text{cov}(y_{t+m}) \quad (3)$$

其中, y_t 为加速度传感器采集的数据, y_{t+m} 为 m 个数据后的加速度数据。为验证时间序列满足以上条件,需要对加速度传感器信号漂移时间序列进行平稳性与随机性检验。只有平稳序列才可以预测其未来趋势与变化,由于对时间序列进行 ARMA 建模必要条件是时间序列是平稳的,所以对时间序列建模前需要进行平稳性检验。ADF 检验(augmented dickey-fuller test),也被称为单位根检验,是应用最广泛的时间序列平稳性检验方法。

ADF 检验本质上是检验时间序列 $y_t = \sigma y_{t-1} + \epsilon_t + \alpha$ 的自回归系数是否为 1,其中 σ 为时间序列上一个值与当前值的相关系数。若 $\sigma = 1$,则有单位根,模型非平稳,若 $\sigma < 1$ 为平稳^[11]。ADF 检验有 3 种情形,分别是无截距项、无趋势项的单位根检验,有截距项、无趋势项的单位根检验和有截距项、有趋势项的单位根检验,分别对应式(4)、(5)、(6)。

$$y_t = \sigma y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \beta_i \Delta y_{t-i} + \epsilon_t \quad (4)$$

$$y_t = \alpha + \sigma y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \beta_i \Delta y_{t-i} + \epsilon_t \quad (5)$$

$$y_t = \alpha + \varphi t + \sigma y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \beta_i \Delta y_{t-i} + \epsilon_t \quad (6)$$

式中: β_i 是滞后项系数, ϵ_t 是均值为 0 的随机误差, α 是常数项, φ 是趋势项系数,检验过程是先从有截距项、有趋势项的单位根检验开始依次进行检验,如果时间序列有趋势项,则进行差分处理,无趋势项有截距项则进行中心化处理。原假设是加速度数据为平稳序列。如果返回 1,则接受原假设,返回 0 则拒绝原假设。检验结果如表 1 所示。

表 1 ADF 模型检验结果

| 模型种类 | H | P 值 |
|-----------|---|-------|
| 有截距项、有趋势项 | 1 | 0.001 |
| 有截距项、无趋势项 | 1 | 0.001 |
| 无截距项、无趋势项 | 0 | 0.631 |

表1中,H代表是否接受原假设,P值代表检验结果的显著水平。从检验结果可以看出,原加速度数据为有截距项无趋势项的平稳时间序列。则中心化处理后加速度信号为无趋势项无截距项的平稳时间序列。

将中心化处理后加速度信号进行回归分析,通过其自相关函数和偏自相关函数的特征进行模型识别。其自相关函数与偏自相关函数如图2。

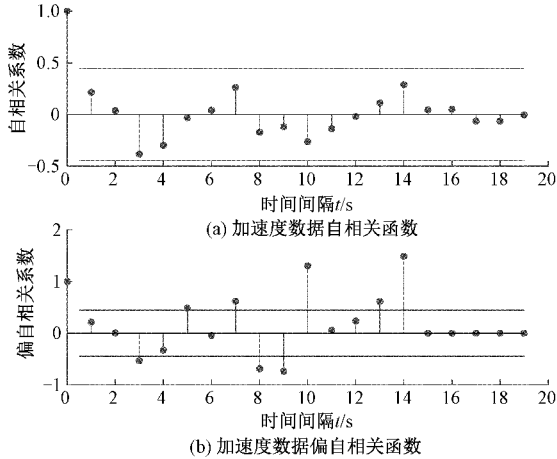


图2 自相关函数与偏自相关函数

从自相关函数与偏自相关函数中可以看出,中心化后的加速度信号自相关函数呈现拖尾特性,偏自相关函数呈现截尾特性,所以加速度信号模型选用AR(p)模型。

通过偏自相关函数得出的参数具有一定的主观性,为确定模型参数,使用AIC准则确定ARMA模型的类型与阶数。AIC准则衡量统计模型拟合优良的一种标准,它建立在熵的概念上,提供了权衡估计模型复杂度和拟合数据优良性的标准。在加速度传感器数据组成的序列中,AIC准则的结果可以使用式(7)进行计算。

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (7)$$

式中: k 是模型参数个数,即模型的自由度。在加速度传感器序列中自由度为1, L 是序列的似然函数,不同模型的AIC结果主要取决于序列的似然函数。选择最佳模型时,AIC值越小,代表模型越好。中心化处理后的加速度数据不同阶数的AIC值如表2。

从表2中可以看出,AIC值最小时为ARMA(1,0,0),即AR阶数为1,MA阶数为0。通过AIC准则判断的结果与通过自相关偏自相关函数判断结果相同。所以加速度信号信号漂移可以用AR(1)模型表示。AR(1)模型的形式如式(8)所示。

$$y_t = \sigma y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (8)$$

根据模型可以得出结论,加速度传感器的测量值只和前一次的测量值与随机误差有关,即加速度传感器测量过程中,除了传感器自带的白噪声外,测量结果还受物体上一时刻的运动状态影响。

表2 不同模型参数的AIC值

| 模型参数 | AIC值 |
|-------------|------------|
| ARMA(1,0,1) | -1 641.935 |
| ARMA(2,0,1) | -1 647.779 |
| ARMA(3,0,1) | -1 608.889 |
| ARMA(0,0,0) | 3 518.451 |
| ARMA(1,0,2) | -1 666.586 |
| ARMA(0,0,2) | 2 265.385 |
| ARMA(1,0,3) | -1 630.068 |
| ARMA(0,0,3) | 1 744.947 |
| ARMA(0,0,1) | -1 704.638 |
| ARMA(1,0,0) | -1 704.643 |
| ARMA(2,0,0) | -1 702.642 |

2 卡尔曼滤波器设计

利用最小二乘法,使用采集的加速度传感器值求一阶自回归AR(1)模型中系数 σ 。用矩阵方式表示加速度传感器采集值。令 $\mathbf{B} = (a_2, a_3, \dots, a_N)^\top$, $\mathbf{A} = (a_1, a_2, \dots, a_{N-1})^\top$ 其中 a_i 为传感器序列。由AR(1)模型形式可以得出 $\mathbf{B} = \sigma \cdot \mathbf{A}$ 。根据最小二乘求解公式 $\mathbf{A}^\top \mathbf{A} \sigma = \mathbf{A}^\top \mathbf{B}$,则系数 σ 计算公式如式(9)所示。

$$\sigma = (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{B} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} a_i a_{i+1}}{\sum_{i=1}^{N-1} a_i^2} = \frac{\zeta_1}{\zeta_0} = \gamma_1 \quad (9)$$

其中, ζ_1 是传感器序列的自协方差, ζ_0 是方差, γ_1 是白相关系数。将采集的加速度数据代入式(5)可得 $\sigma = 0.0316$ 。为了进一步降低信号漂移误差,使用离散卡尔曼滤波器对加速度信号漂移进行补偿。设计卡尔曼滤波器时,使用AR(1)模型的估计值作为先验估计,则加速度传感器信号漂移的状态差分方程与量测方程可以分别表示为式(10)和(11)。

$$x_k = \Phi_{k-1} x_{k-1} + w_{k-1} = 0.0316 x_{k-1} + \varepsilon_k \quad (10)$$

$$z_k = x_k + v_k \quad (11)$$

式中: x_k 为 k 时刻加速度状态值, z_k 为观测值, Φ_{k-1} 为转移矩阵,即AR(1)模型系数, ε_k 与 v_k 分别为随机噪声与观测噪声,并且 ε_k 与 v_k 的概率分布满足 $P(\varepsilon) \sim N(0, \mathbf{Q})$ 与 $P(v) \sim N(0, \mathbf{R})$, \mathbf{Q} 与 \mathbf{R} 分别是其协方差矩阵,是通过采集的加速度数据计算得出。

综合以上数据,构建加速度传感器信号漂移的卡尔曼滤波器模型公式如式(12)~(16)所示。

$$\hat{x}_k^- = \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1}^- \quad (12)$$

$$P_k^- = P_{k-1}^- + Q \quad (13)$$

$$K_k = \frac{P_k^-}{P_k^- + R} \quad (14)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{x}_k^-) \quad (15)$$

$$P_k = (1 - K_k)P_k \quad (16)$$

上述滤波器设计公式中,式(12)为先验估计,即通过时间序列分析得出的 AR(1)模型作为信号漂移的预测值。式(13)为先验误差协方差,其来源为上一轮的协方差 P_{k-1} 与随机噪声协方差 Q 。式(14)为卡尔曼增益,通过先验误差协方差 P_k 与观测噪声协方差 R 得出。式(15)为后验估计,由每一时刻先验估计 \hat{x}_k 与加速度传感器测量值 z_k 进行校正。更新协方差矩阵是通过先验误差协方差与卡尔曼增益 K_k 得出。

经过卡尔曼滤波后的加速度数据与原加速度数据对比如图 3 所示。

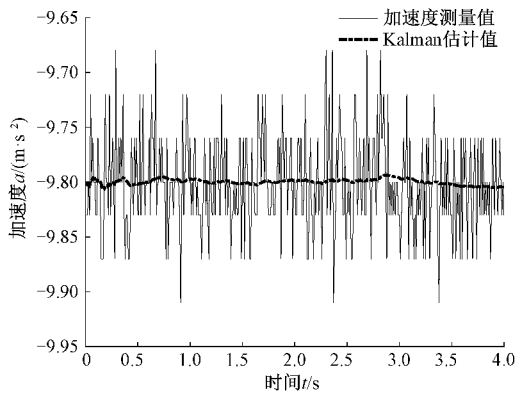


图 3 卡尔曼滤波前后加速度数据对比

从图 3 中可以看出,将加速度数据以 AR(1)模型进行建模后,经过卡尔曼滤波的数据误差明显减小。

3 滤波器性能检验

使用 Allan 方差验证滤波器的静态性能,在静止条件下,以 100 Hz 采样频率采集加速度传感器数据 2 min,分别绘制卡尔曼滤波前的 Allan 方差图与卡尔曼滤波后的 Allan 方差图,Allan 方差图的最低点代表加速度传感器精度^[12-15],如图 4 所示,在滤波前加速度传感器零偏稳定性为 0.303 2 mg,卡尔曼滤波后的加速度传感器零偏稳定性为 0.024 7 mg。加速度传感器精度得到明显提高。

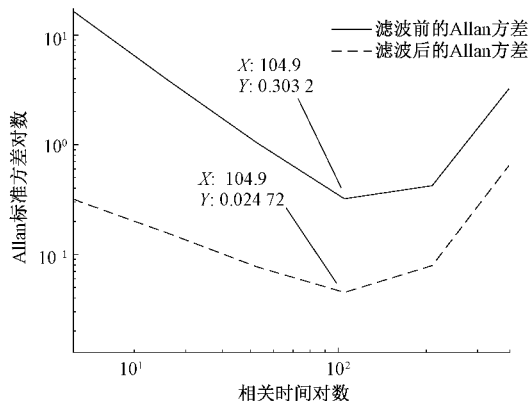


图 4 卡尔曼滤波前后 Allan 方差对比

MEMS 加速度传感器常被应用在轨迹预测场合中,当进行轨迹预测时,可以使用 AR 模型与卡尔曼滤波器进行数据处理,从而减小轨迹预测时因积分运算带来的误差。为验证模型与卡尔曼滤波器在动态情况下的性能时,可以将加速度传感器采集的数据进行曲线拟合,将拟合后加速度曲线的漂移进行 ARMA 建模后,利用卡尔曼滤波进行数据处理。由于复杂运动情况下需要借助神经网络等方式进行拟合^[16-18],为简化拟合方式,设计单摆运动实验验证模型的动态性能^[19]。将加速度传感器固定在悬吊的单摆中,使用 TMS320F28027 对加速度传感器进行储存与滤波处理,单摆加速度数据采集系统的 PCB 设计如图 5 所示。

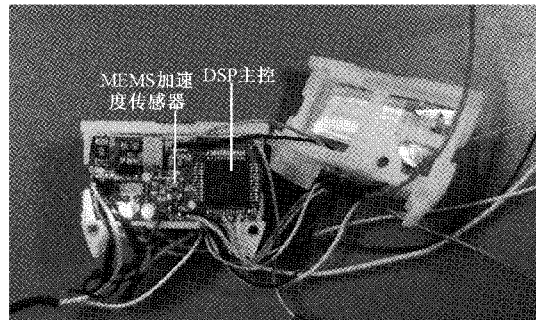


图 5 单摆加速度采集系统

设置 DSP 采集频率为 100 Hz,采集完成后使用 USART 读取,单摆运动加速度采集原始数据如图 6 所示。

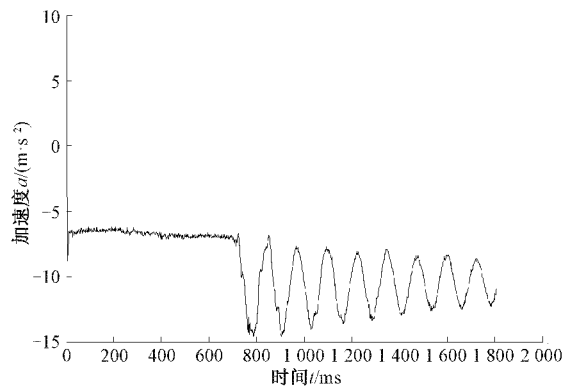


图 6 单摆运动加速度原始数据

使用 AR(1)模型对单摆运动过程中加速度数据漂移进行建模,整个单摆运动可以看作欠阻尼系统,其运动过程可以简化为正弦运动与衰减因子叠加,如式(17)所示。

$$x(t) = x_0 e^{-\alpha t} \cos \omega t \quad (17)$$

其中, x_0 是初始加速度, α 为衰减因子, ω 是单摆运动周期,通过 DSP 内部定时器计算出单摆运动周期,第一个运动周期的加速度值作为初始加速度。通过拟合求出衰减因子。使用式(17)作为单摆运动模型,与实际运动参数进行差分处理后得出信号漂移的误差,代入卡尔曼滤波器,将滤波结果与运动模型进行叠加,卡尔曼滤波后加速度数据如图 7 所示。

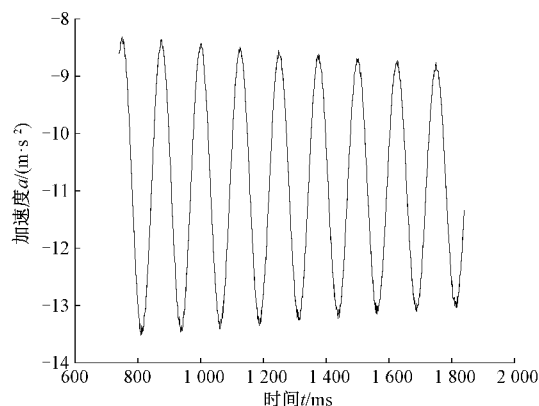


图 7 卡尔曼滤波后单摆运动加速度

由单摆运动实验结果可知,经过卡尔曼滤波后,加速度传感器测量数据的信号漂移得到了有效抑制。

在实际应用中,复杂运动与轨迹预测往往使用控制器加处理器协同的方案。然而机械装置中有规律的运动控制与检测因为成本问题不需要高端处理器,如谐振运动、匀加速运动等。在这些场合中控制器往往担任控制与信号采集处理的任务。此时神经网络等方式建模会影响控制器的响应时间。这类运动具有固定的运动模型,使用时间序列建模与卡尔曼滤波,可以在不影响系统响应的前提下,实现对加速度信号漂移的滤除。

4 结 论

本文对 MEMS 加速度传感器数据漂移产生的误差进行建模与参数辨识,使用时间序列分析建立了 MEMS 加速度传感器数据漂移模型,使用 AR(1)模型对中心化处理后的传感器数据进行估计,并使用卡尔曼滤波器对传感器数据进行滤波进一步降低数据误差,最后使用 Allan 方差与单摆实验验证滤波器性能。结果表明,使用 AR(1)模型对传感器进行建模,卡尔曼滤波后传感器精度明显提高,设计基于 DSP 主控的单摆实验,测量单摆运动的加速度序列,经过模型建立与信号滤波后,DSP 读取的序列中信号漂移得到有效抑制。

参考文献

- [1] OLIVEIRA B, VALK M, FILHO D M. Fault detection and diagnosis of batch process dynamics using ARMA-based control charts [J]. *Journal of Process Control*, 2022, 111.
- [2] 乔美英,许城宽,汤夏夏,等. DALM 算法在 MEMS 加速度传感器误差校正中的应用研究[J]. *传感技术学报*, 2021, 34(2): 223-231.
- [3] 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): 134138.
- [4] LIU N, SU ZH, LI Q, et al. A combined ckf-psr method for random noise compensation of vibratory

gyroscopes [J]. *Journal of Industrial Information Integration*, 2021, DOI: 10.1016/J. JII. 2021. 100241.

- [5] 禹忠,黄一超,郭畅. 卡尔曼滤波结合神经网络在 MEMS 传感器上的应用[J]. *传感器与微系统*, 2021, 40(11): 154-156, 160.
- [6] 缪玲娟,龚斐,邵海俊,等. 单轴旋转惯性导航系统的水平姿态角误差修正方法[J]. *中国惯性技术学报*, 2019, 27(1): 8-14.
- [7] 班朝,任国营,王斌锐,等. 基于 IMU 的机器人姿态自适应 EKF 测量算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(2): 33-39.
- [8] 韩颖. 基于卡尔曼滤波的 MEMS 陀螺噪声抑制算法设计与实现[J]. *电子测试*, 2021(19): 51-53, 40.
- [9] 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.
- [10] 陈一鸣. 基于卡尔曼滤波的陀螺仪随机误差分析[J]. *电子测量技术*, 2020, 43(17): 97-100.
- [11] 祖光鑫,武国良,王国良,等. 基于小波分解与二阶灰色神经网络模型结合 ADF 检验的短期负荷预测方法[J]. *黑龙江电力*, 2021, 43(6): 476-481, 541.
- [12] KLIMKOVICH B V. Effect of random error of temperature sensors on the quality of temperature compensation of FOG bias by a neural network[J]. *Gyroscopy and Navigation*, 2021, 12(1): 27-37.
- [13] 禹忠,黄一超,郭畅. 卡尔曼滤波结合神经网络在 MEMS 传感器上的应用[J]. *传感器与微系统*, 2021, 40(11): 154-156, 160.
- [14] BESSAAD N, BAO Q, SUN S, et al. Adaptive dual wavelet threshold denoising function combined with allan variance for tuning FOG-SINS filter[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2020, 25(4): 434-440.
- [15] 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.
- [16] 王晓明,宋吉,郑继新,等. 改进 B 样条曲线的机器人轨迹拟合研究[J]. *传感器与微系统*, 2021, 40(2): 41-43.
- [17] 姚连璧,钱瑾斐. 基于移动最小二乘法的轨迹拟合切线方位角计算[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(11): 1589-1593.
- [18] 陈志强,鲍鹏宇,宁云转. 卫星定位轨迹最小二乘拟合适应性分析[J]. *铁路通信信号工程技术*, 2020, 17(4): 21-24.
- [19] 杨文锦,王鸿丽,刘彩云,等. 利用 Matlab 判定单摆运动特性的理论研究[J]. *西南师范大学学报(自然科学版)*, 2020, 45(11): 167-170.

作者简介

张明跃,硕士研究生,主要研究方向为兵器控制信息技术。
E-mail: zhangmingyueqh@163.com

房立清(通信作者),工学博士,教授,主要研究方向为故障诊断、兵器控制信息技术等。