

DOI:10.16356/j.1005-2615.2023.04.018

## 基于改进 EKF 的 IMU 动态误差抑制

李娜<sup>1</sup>, 贺海育<sup>2</sup>, 景敏<sup>3</sup>, 李坤<sup>1</sup>, 贾伟<sup>1</sup>

(1. 陕西理工大学数学与计算机科学学院, 汉中 723000; 2. 陕西理工大学电气工程学院, 汉中 723000;  
3. 陕西理工大学机械工程学院, 汉中 723000)

**摘要:** 惯性测量单元 (Inertial measurement unit, IMU) 三轴欧拉角的解算数据精度和抗干扰性能常受到系统高频噪音以及震动干扰的影响。基于此问题, 本文提出一种适合嵌入式系统的低计算量、实时性好、低成本的动态误差抑制方法。该方法通过在扩展卡尔曼滤波器 (Extended Kalman filter, EKF) 算法前端引入一种无限脉冲响应滤波器 (Infinite impulse response-extended Kalman filter, IIR-EKF), 借助于二阶巴特沃斯低通滤波器 (Butterworth filter, BF) 对数据进行预处理来帮助 EKF 抑制高频或强干扰。IIR-EKF 算法在 STM32H743 微控制器中实现, 经过几种实验对比验证, 结果表明: 在 EKF 单独作用时, 其数据方差较大, 遇到震动干扰时, 瞬时值误差较大; 在无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman filter, UKF) 单独作用时, 虽然其并不依赖初始噪音参数, 其数据方差比 EKF 小, 但还不足以满足要求; 在加入 BF 后, 数据方差明显减小, 瞬时误差被大幅抑制, 增强了系统的稳定性、抗干扰能力。

**关键词:** 惯性测量单元; 数据解算; 无限脉冲响应滤波器; 四元数

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1005-2615(2023)04-0718-07

## IMU Dynamic Error Suppression Based on Improved EKF

LI Na<sup>1</sup>, HE Haiyu<sup>2</sup>, JING Min<sup>3</sup>, LI Kun<sup>1</sup>, JIA Wei<sup>1</sup>

(1. School of Mathematics and Computer Science, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723000, China; 2. School of Electrical Engineering, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723000, China; 3. School of Mechanical Engineering, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723000, China)

**Abstract:** The data accuracy and anti-interference of inertial measurement unit (IMU) three-axis Euler angle are affected by high frequency noise and strong instantaneous interference. To solve this problem, this paper proposes a dynamic error suppression method with low computational burden, good real-time performance and low cost, which is more suitable for embedded systems. In this method, an infinite impulse response-extended Kalman filter (IR-EKF) is introduced to the front end of the EKF algorithm. The data are preprocessed with a second-order low-pass Butterworth filter (BF) to help EKF suppress high frequency or strong interference. The IIR-EKF algorithm is implemented in the STM32H743 microcontroller. The experimental results show that the data variance is very big when the EKF acts alone, and great discrepancy occurs when strong interferences are encountered. When unscented Kalman filter (UKF) acts alone, the data variance is smaller than that of EKF. Although it does not depend on the initial noise parameters, it does not meet the requirements. After the addition of the second-order BF, the data variance is significantly reduced, the instantaneous error is greatly suppressed, and the stability and anti-interference ability of the system are enhanced.

**Key words:** inertial measurement unit (IMU); data calculation; infinite impulse response-extended Kalman filter (IIR-EKF); quaternions

**基金项目:** 陕西省自然科学基金基础研究项目 (2022JM-383); 陕西省重点研发计划项目 (2022FP-027)。

**收稿日期:** 2022-08-13; **修订日期:** 2022-11-30

**通信作者:** 李娜, 女, 讲师, E-mail: ln1027@126.com。

**引用格式:** 李娜, 贺海育, 景敏, 等. 基于改进 EKF 的 IMU 动态误差抑制 [J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(4): 718-724. LI Na, HE Haiyu, JING Min, et al. IMU dynamic error suppression based on improved EKF [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(4): 718-724.

近年来,随着工程应用环境愈加复杂,对于传感器的测量精度和抗干扰性能提出了更高的要求。在惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)数据解算时,解算方法较多,如迭代卡尔曼滤波(Iterated Kalman filter, IKF)<sup>[1]</sup>、无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)算法<sup>[2]</sup>、粒子滤波器<sup>[3]</sup>等,或者用分治法等思路改进扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman filter, EKF)的效率<sup>[4]</sup>。在不同的应用场景中,对其解算数据精度提出了不同的要求。尤其在四旋翼无人机、自动驾驶无人车及其一些姿态测量等应用场景下,传感器可能会由于系统中动力学系统所产生的震动或是由环境因素所造成的原始数据大幅度跳变而受到高频噪音或瞬间脉冲信号的干扰,从而导致解算出的数据发生偏差,甚至解算得到无效数据。因此,对于姿态传感器的高频噪声滤除以及抗干扰研究,成为时下热点研究之一<sup>[5-8]</sup>。

文献[9]提出了一种基于神经网络的EKF改进算法用于数据融合。文献[10]提出了一种基于EKF和动态权重矩阵的传感器和里程计的融合算法。文献[9-10]所提出方法固然精度较高,但其计算量较大,嵌入式系统难免负载不了或控制系统实时性不够。文献[11-12]提出了用EKF的IMU数据融合和姿态数据解算方法。文献[13]提出了互补滤波的姿态解算方法。文献[14]提出了基于三级流水线算法的改进型互补滤波。文献[15]中对卡尔曼滤波以及互补滤波算法解算IMU做出了对比,并得出结论卡尔曼滤波器的效果更好。文献[16-17]中提出利用UKF解算IMU。在文献[18-20]的应用环境中,无论是行人,还是无人机,都会有较多的高频干扰,它们对滤波系统的稳定性要求更高。而IMU中所集成的加速度计极为敏感<sup>[21]</sup>,抗干扰能力较弱,在受到外部干扰冲击时,其数据变得不可靠,测量噪音瞬间很大,对于EKF来说无法完全抑制高频干扰,其后验估计值可能会跟随干扰信号,使其后验数据也将变得不可靠。

本文提出一种适合嵌入式系统的低计算量、实时性好、低成本的动态误差抑制方法。该方法将无限脉冲响应(Infinite impulse response, IIR)引入EKF中,采用巴特沃斯低通滤波器(Butterworth filter, BF)对数据进行预处理。即使系统受到瞬间强扰动时,也可以有效抑制扰动,使得后验估计值更具鲁棒性,扰动量到正常测量的过渡过程更加平滑,数据扰动瞬间的可信度更高。在一些高频干扰较多的环境中,可以得到较为精准的解算数据。除此之外,由于其采样频率、截

止频率可以任意设置,此系统的普遍适用性也较强。

## 1 IIR-EKF联合算法设计

### 1.1 EKF滤波器设计

卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)在数字信号处理领域已经被广泛应用,尤其在IMU解算等易受干扰的工程中应用较多;其假定输入的随机变量服从高斯分布,在线性问题中,卡尔曼滤波被证明是最优无偏估计。而在IMU数据解算中,其系统为非线性系统,在数据经过一个非线性系统后就不再是高斯分布。因此就会存在无法避免的估计误差。在此基础上,利用泰勒二阶展开在系统的非线性点处将其线性化后再利用KF进行数据处理,即为EKF。本文利用EKF算法解算欧拉角步骤如下。

通过加速度计和地磁计原始数据,计算出初始欧拉角

$$\varphi = \arcsin a_x \quad (1)$$

$$\theta = -\arctan\left(\frac{a_y}{a_z}\right) \quad (2)$$

$$\psi = -\arctan\left(\frac{m_y^b \cos \phi - m_z^b \sin \phi}{m_x^b \cos \theta + m_y^b \sin \theta \sin \phi + m_z^b \cos \phi \sin \theta}\right) \quad (3)$$

式中: $\phi$ 为绕 $x$ 轴所转过角度,用Roll表示; $\theta$ 为绕 $y$ 轴转过角度,用Pitch表示; $\psi$ 为绕 $z$ 轴转过角度,用Yaw表示; $m_{x,y,z}^b$ 为机体坐标系下的磁场数据,其中 $b$ 为机体坐标系。

由初始欧拉角解算其对应的初始四元数。 $q_k = (q_0, q_1, q_2, q_3)^T$ 为四元数向量。在此处,根据所使用的硬件给出陀螺仪的噪声,陀螺仪偏置噪声由 $Q$ 矩阵的对角线元素来表示以及加速度计和地磁计噪音由 $R$ 矩阵的对角线元素来表示。

计算先验误差协方差矩阵,由于陀螺仪所检测的即为三轴角速度,使用四元数微分方程,求出 $q$ 即可得到物体的相对位姿变化,如式(4)。然后对四元数进行迭代。此处用四阶龙格库塔法计算,其精度更高,如式(5)所示。

$$\frac{dq}{dt} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$q_{(t+\Delta t)} = q_t + \frac{dq}{dt} \times \Delta t \quad (5)$$

式中 $\omega_{x,y,z}$ 为陀螺仪所输出的角速度。

由于考虑了陀螺仪的漂移误差,故将 $A^1$ 改写为

$$A^1 = \frac{1}{2} T \begin{pmatrix} 1 & -(\omega_x - \omega_{bx}) & -(\omega_y - \omega_{by}) & -(\omega_z - \omega_{bz}) \\ (\omega_x - \omega_{bx}) & 1 & (\omega_z - \omega_{bz}) & -(\omega_y - \omega_{by}) \\ (\omega_y - \omega_{by}) & -(\omega_z - \omega_{bz}) & 1 & (\omega_x - \omega_{bx}) \\ (\omega_z - \omega_{bz}) & (\omega_y - \omega_{by}) & -(\omega_x - \omega_{bx}) & 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中  $T$  为控制器的控制周期。此时即可得到状态转移矩阵为

$$\hat{x}_k^- = A \hat{x}_{k-1} \quad (7)$$

$$\begin{pmatrix} \mathbf{q}_{k+1} \\ \boldsymbol{\omega}_{bk+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A^1 & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{q}_k \\ \boldsymbol{\omega}_{bk} \end{pmatrix} \quad (8)$$

对其求偏导得到状态转移矩阵的雅可比矩阵

$$A_k = \begin{pmatrix} A^1 & L_k \\ 0 & I \end{pmatrix} \quad (9)$$

式中  $L_k = \begin{pmatrix} q_1 & q_2 & q_3 \\ -q_0 & q_3 & -q_2 \\ -q_3 & -q_0 & -q_1 \\ q_2 & -q_1 & -q_0 \end{pmatrix} \frac{T}{2}$ , 此时即可代入

EKF 中得到先验误差协方差矩阵为

$$P_k^- = A_k P_{k-1}^- A_k^T + Q_{k-1} \quad (10)$$

式中:  $P_k^-$  为先验误差协方差矩阵;  $P_{k-1}^-$  为上一时刻的后验误差协方差矩阵。由于使用陀螺仪数据做先验估计, 所以此处的  $Q_{k-1}$  即为上一次的陀螺

$$\mathbf{h} = \begin{pmatrix} h_x \\ h_y \\ h_z \end{pmatrix} = C_n^b \times \mathbf{m} = \begin{pmatrix} 1 - 2(q_2^2 + q_3^2) & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 1 - 2(q_1^2 + q_3^2) & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & 1 - 2(q_1^2 + q_2^2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{pmatrix} \quad (13)$$

式中:  $m_{x,y,z}$  为地磁计测量数据;  $C_n^b$  为  $b$  系向  $n$  系旋转的四元数矩阵。

将  $x, y$  轴上的地磁分量合并,  $z$  轴分量保持不变, 可得

$$\hat{\mathbf{m}} = \begin{pmatrix} b_x \\ 0 \\ b_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{h_x^2 + h_y^2} \\ 0 \\ h_z \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$\frac{\partial \mathbf{h}_z(q_k)}{\partial \mathbf{q}_k} = \begin{pmatrix} b_x q_0 - b_z q_2 & b_x q_1 + b_z q_3 & -b_x q_2 - b_z q_0 & -b_x q_3 + b_z q_1 \\ -b_x q_3 + b_z q_1 & b_x q_2 + b_z q_0 & b_x q_1 + b_z q_3 & -b_x q_0 + b_z q_2 \\ b_x q_2 + b_z q_0 & b_x q_3 - b_z q_1 & b_x q_0 - b_z q_2 & b_x q_1 + b_z q_3 \end{pmatrix} \quad (16)$$

计算卡尔曼增益, 利用所得出的加速度计和地磁计测量值的雅可比矩阵就可以求得卡尔曼增益为

$$K_k = \frac{P_k^- H_k^T}{H_k P_k^- H_k^T + R_k} \quad (17)$$

式中  $K_k$  为卡尔曼增益。

计算后验估计值, 利用加速度计以及地磁计的测量数据, 对陀螺仪的先验估计值进行修正, 即可得到后验估计值

$$\mathbf{z}_k = [a_x, a_y, a_z, m_x, m_y, m_z]^T \quad (18)$$

仪噪声。

读取加速度计测量值并将其线性化, 求其雅可比矩阵。将加速度计数据由地理坐标系  $n$  系下, 转换到机体坐标系  $b$  系, 如式(11)。并对四元数旋转矩阵求其雅可比矩阵, 如式(12)所示。

$$\mathbf{h}_1(q_k) = C_n^b \times \mathbf{g} = \begin{pmatrix} 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ 1 - 2(q_1^2 + q_2^2) \end{pmatrix} \quad (11)$$

$$\frac{\partial \mathbf{h}_1(q_k)}{\partial \mathbf{q}_k} = \begin{pmatrix} -2q_2 & 2q_3 & -2q_0 & 2q_1 \\ 2q_1 & 2q_0 & 2q_3 & 2q_2 \\ 2q_0 & -2q_1 & -2q_2 & 2q_3 \end{pmatrix} \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{g} = (0, 0, 1)^T$  为重力加速度;  $C_n^b$  为  $n$  系向  $b$  系旋转的四元数矩阵。

读取地磁计测量值并将其线性化, 求其雅可比矩阵。地磁计数据转换到地理坐标系  $n$  系, 如式(13)所示。

最后再将所得数据转换回机体坐标系  $b$  系, 可得

$$\mathbf{h}_2 = C_n^b \times \hat{\mathbf{m}} = \begin{pmatrix} b_x(1 - 2(q_2^2 + q_3^2)) + 2b_z(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2b_x(q_1q_2 - q_0q_3) + 2b_z(q_2q_3 + q_0q_1) \\ 2b_x(q_1q_3 + q_0q_2) + b_z(1 - 2(q_1^2 + q_2^2)) \end{pmatrix} \quad (15)$$

并求该非线性方程的雅可比矩阵为

$$\mathbf{q} = K_k [\mathbf{z}_k - H(\hat{\mathbf{q}}_k^-)] \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{q}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{q} \quad (20)$$

式中:  $\mathbf{z}_k$  即为测量值;  $\mathbf{q}$  则为根据测量值以及先验估计值的误差补偿增量;  $\hat{\mathbf{q}}_k$  即为所得到的后验估计值。

更新当前次的先验误差协方差矩阵为后验误差协方差矩阵, 并保存至下一次计算先验误差协方差时使用可得

$$P_{k-1}^- = (I - K_k H_k) P_k^- (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T \quad (21)$$

要注意的是,第一次计算的先验误差协方差矩阵需要根据具体硬件性能赋初值。

由式(19,21)可知,算法的每一次计算中都会利用到上一次所保存的后验误差协方差矩阵。在加速度计原始数据中混有高频噪音或原始数据大幅变化时,由于非线性系统噪音无法精确建模, $R$  矩阵的值是常量,所以此时所得出的  $K_k$  并不准确。在上述原因的影响下以及式(20),可知后验估计值精度会降低,离真实值较远,体现出系统抗干扰能力较差,甚至在一部分采样频率较低的情况下,滤波器趋于发散,即便可以收敛,在部分需要角度阈值的场景下也会造成严重错误。

### 1.2 IIR 滤波器设计

由于单纯 EKF 算法解算数据存在上述问题,为抑制加速度计的高频噪音,引入 IIR 对 IMU 数据进行预处理。其中 BF 的性质符合系统需要,其传递函数为

$$H_{an}(s) = \frac{d_0}{a_0 + a_1s + a_2s^2 + \dots + a_Ns^N} \quad (22)$$

由于经过离散化后的滤波器其截止频率并不相同。因此,首先通过要使用的数字滤波器的截止频率反算出其对应模拟滤波器的截止频率

$$\omega_a = 2\pi f_a = 2f_s \tan\left(\frac{\pi f_d}{f_s}\right) \quad (23)$$

式中: $\omega_a$  为模拟滤波器的截止频率; $f_d$  为所需要的数字滤波器的截止频率; $f_s$  为采样频率。利用阻尼比为 1.414,截止频率为 1 弧度的二阶归一化滤波器,可得

$$H(s) = \frac{1}{s^2 + 1.414s + 1} \quad (24)$$

将归一化的滤波器式中的  $s$  替换为  $\frac{s}{\omega_a}$  即可去归一化,再利用双线性变换将其离散化,可得

$$s = 2f_s \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \quad (25)$$

$$\frac{s}{\omega_a} = \frac{2f_s \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}}{2f_s \tan\left(\frac{\pi f_d}{f_s}\right)} = \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \tan\left(\frac{\pi f_d}{f_s}\right) \quad (26)$$

则可得到离散域中传递函数

$$H(z) = \left( \tan\left(\frac{\pi f_d}{f_s}\right) \right)^2 \left/ \left[ \left( \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \right)^2 + 1.414 \left( \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \right) \times \left( \tan\left(\frac{\pi f_d}{f_s}\right) \right) + \left( \tan\left(\frac{\pi f_d}{f_s}\right) \right)^2 \right] \right. \quad (27)$$

再由  $H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)}$ , 即可得出控制器的差分

方程,编入代码即可实现;其滤波特点是在通频带中频率响应几乎没有起伏,这也就保证信号的原始值不会被滤波器所衰减,最大限度地还原原始信号。阻频带中随着信号频率的增加,幅频响应会随之逐渐减小,并趋于负无穷。

由于 BF 的阶数越高,精度则越高。但对于微处理器来说,计算量较大,故此选用二阶 BF。此处选取 40 Hz 为截止频率,对于融合加速度计解算欧拉角来说输出频率足够。而大于 40 Hz 的噪音将被滤去,只留下有效数据。

由上述即可解算出精度较高的三轴欧拉角数据,且在此过程中,抑制了 IMU 工作时高频噪音的影响,提高了系统稳定性,算法流程如图 1 所示。

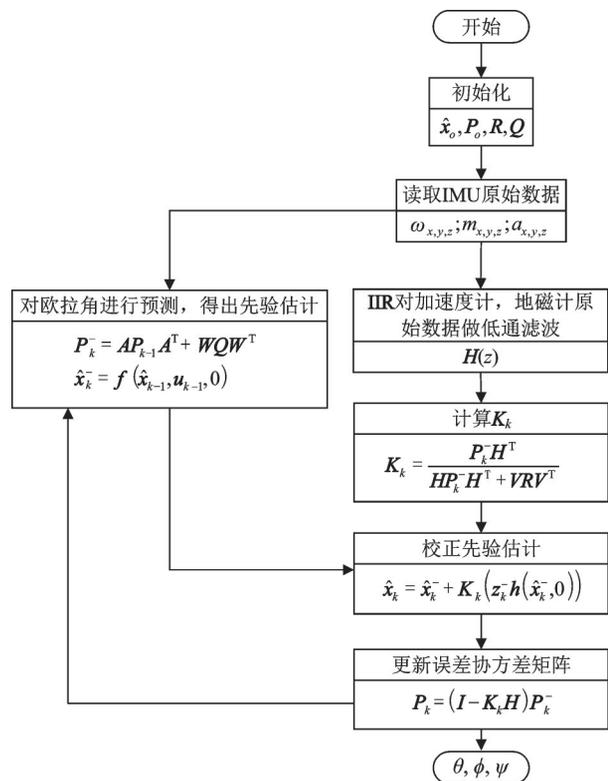


图 1 基于 IIR-EKF 的三轴欧拉角计算流程  
Fig.1 Calculation flow of three-axis Euler angle based on IR-EKF

算法步骤如下:

**步骤 1** 对 ICM20602 芯片、QMC5883L 芯片以及控制器 STM32H743 进行初始化。

**步骤 2** 初始化 EKF 算法, 给定第一次的先验估计值, 先验误差协方差矩阵, 测量噪音协方差矩阵以及过程噪音协方差矩阵。

**步骤 3** 从硬件加速度计和地磁计中读取三轴加速度、三轴磁场强度的原始数据(16 进制数)。

**步骤 4** 对原始数据做进制转化, 按照硬件芯

片所设置的分辨率与量程,计算数据所对应的浮点数并将角度转化为弧度制。

**步骤5** 设置IIR滤波器的采样频率以及截止频率用以滤除截止频率以上的高频噪音。再将步骤4中所得到的数据送入IIR滤波器,对数据进行低通滤波。

**步骤6** 将IIR所输出的有效数据送入EKF滤波算法,即可得出欧拉角的后验估计值。

## 2 实验验证以及数据分析

### 2.1 系统硬件平台

本文所用硬件平台由STM32系列单片机作为主控制器,用于实现滤波算法。利用六轴姿态传感器ICM20602、地磁计QMC5883L解算三轴欧拉角。本文所使用硬件数据如表1所示。

表1 硬件芯片数据

Table 1 Hardware chip data

传感器类型	分辨率	量程
加速度计	4 096 LSB/g	$\pm 8g$
陀螺仪	16.4 LSB/ $(^{\circ})\cdot s^{-1}$	2 000 $^{\circ}/s$

### 2.2 EKF、UKF和IIR-EKF实验验证对比

本文用硬件控制器对上述算法进行实现与对比。当IMU处于静态时,分别用EKF,IIR-EKF以及UKF算法对其数据进行解算,数据如图2所示。其中纵轴为所选取Roll轴所解算欧拉角数据,系统采样频率为200 Hz,横轴为有一定时间间隔的采样点序列,数据中包含5 000个采样点。由EKF单独作用所解算数据静态方差为0.002 371,由UKF单独作用所解算数据静态方差为0.001 910 4,IIR-EKF算法的解算方差为0.001 048,其数据离散程度被抑制,系统的稳定性提升,其解算数据的标准差比EKF算法减小了33.52%,比UKF算法减小了25.94%,提高了EKF后验估计值的精度。

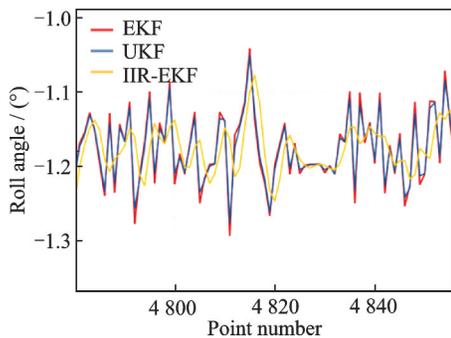


图2 IMU处于静态时滤波效果对比

Fig.2 Comparison of filtering effect when IMU is static

当IMU处于正常动态工作(角度/姿态测量)时,3种算法对IMU数据进行解算,数据如图3所

示。其中选取Roll轴所解算欧拉角数据,采样频率200 Hz,数据中包含4 417个采样点。从图3可以直观地看出,系统的稳定性提升,输出角度值比单EKF算法或UKF算法平滑了许多。通过计算可得出其解算数据标准差比EKF算法减小了5.26%,比UKF算法减小了1.68%,提高了EKF后验估计值的精度。

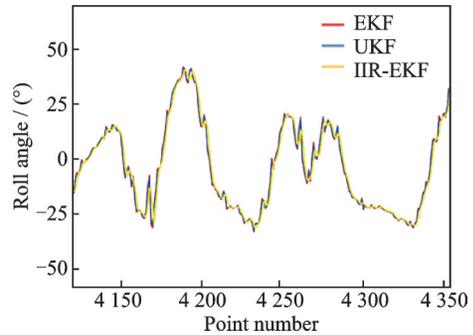


图3 IMU处于动态时滤波效果对比

Fig.3 Comparison of filtering effect when IMU is dynamic

另外,IMU广泛引用在运动系统中。在运动模型中,IMU最易受到模型震动干扰,如无人机无刷电机工作时的震动、无人车经过不平整路面时所产生的机体震动。因此,本文引入震动干扰,并对两种算法所解算的数据做出对比,如图4所示。其中选取Roll轴所解算欧拉角数据,采样频率200 Hz,数据中包含5 000个采样点。由EKF单独作用所解算数据方差为1.105 3,由UKF单独作用所解算数据方差为0.758 2,IIR-EKF算法其解算数据方差为0.072 1,在IMU中引入震动干扰时,系统的稳定性提升,对干扰的抑制能力大幅提升,过渡过程也较为平滑。通过计算可得出其标准差比EKF算法减小了74.46%,比UKF算法减小了69.16%,提高了滤波器的抗干扰能力,并通过FFT变换绘制出频谱图,如图5所示。可以清晰地看见,在130~200 Hz间EKF以及UKF解算数据有较大的噪音,引入IIR后从100 Hz以后的频率噪音都有较为明显的抑制。

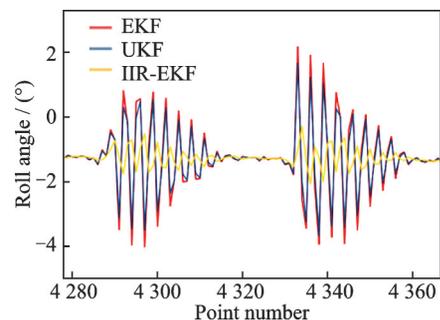


图4 引入干扰时滤波效果对比

Fig.4 Comparison of filtering effect when interference is introduced

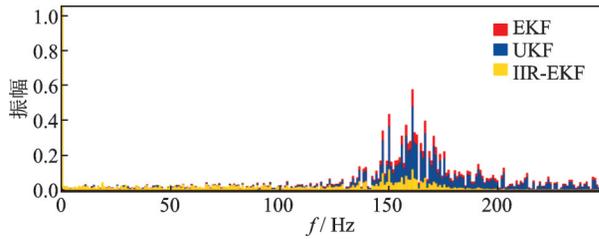


图5 引入干扰时3种滤波算法的频谱图

Fig.5 Spectra of the three filtering algorithms when interference is introduced

### 3 结 论

EKF算法在IMU解算的应用中,由于其初始硬件噪声不能准确建模而是估计给出的常值,并不会被迭代更新,对 $K_k$ 的计算产生影响,这造成了系统的敏感性。系统对于外部干扰的反应较大,尤其是高频噪声造成了不小的干扰,这会造成瞬间的较大的解算误差。UKF算法利用无迹变换去逼近函数的均值和方差,其精度比直接逼近非线性函数本身的EKF要高,但在受到震动干扰时,其性能还是无法满足方差要求。故此,在EKF前端引入二阶BF,利用其通带平坦,阻带随着频率越大、衰减越快的性质,帮助EKF抑制高频干扰。经测试,在低成本的嵌入式系统中IIR-EKF算法解算的数据标准差较EKF有明显缩小,大大改善了系统抗干扰能力,提高了数据解算的精度,尤其对运动模型中的IMU数据解算有着较好的滤波效果。在实验过程中,算法可靠,所占资源较少,可以在无人机、无人车设计等领域进行应用。

#### 参考文献:

- [1] JANABI-SHARIFI F M M. A Kalman-filter-based method for pose estimation in visual servoing[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2010, 26(5): 939-947.
- [2] LI S, NI P. Square-root unscented Kalman filter based simultaneous localization and mapping[C]// Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Information and Automation. [S.l.]:IEEE, 2010.
- [3] LEE J S, KIM C, WAN K C. Robust RBPF-SLAM using sonar sensors in non-static environments[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Robotics & Automation. Anchorage, USA:IEEE, 2010.
- [4] PAZ L M, TARDÓS J D, NEIRA J. Divide and Conquer: EKF SLAM in  $O(n)$ [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(5): 1107-1120.
- [5] 孙伟, 初婧, 丁伟, 等. 基于IMU旋转的MEMS器件误差调制技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(2): 240-246.

SUN Wei, CHU Jing, DING Wei, et al. Research on

MEMS device error modulation technology based on IMU rotation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2015, 29(2): 240-246.

- [6] 彭文正, 敖银辉, 黄晓涛, 等. 多传感器信息融合的自动驾驶车辆定位与速度估计[J]. 传感技术学报, 2020, 33(8): 1140-1148.
- PENG Wenzheng, AO Yinhu, HUANG Xiaotao, et al. Localization and speed estimation of autonomous vehicle based on multi-sensor information fusion[J]. Journal of Sensing Technology, 2020, 33(8): 1140-1148.
- [7] DIGO E, GASTALDI L, ANTONELLI M, et al. Real-time estimation of upper limbs kinematics with IMUs during typical industrial gestures[J]. Procedia Computer Science, 2022, 200: 1041-1047.
- [8] D'AMATO E, NARDI V I, SCORDAMAGLIA V, et al. A particle filtering approach for fault detection and isolation of UAV IMU Sensors: Design, implementation and sensitivity analysis[J]. Sensors, 2021, 21(9): 3066.
- [9] 王金柱, 李骏驰, 董亮, 等. 复杂环境下基于BP-EKF的UWB-IMU定位方法[J]. 自动化技术与应用, 2021, 40(4): 19-23.
- WANG Jinzhu, LI Junchi, DONG Liang, et al. UWB-IMU localization method based on BP-EKF in complex environment[J]. Techniques of Automation and Applications, 2021, 40(4): 19-23.
- [10] SABATELLI S, GALGANI M, FANUCCI L, et al. A double-stage kalman filter for orientation tracking with an integrated processor in 9-D IMU[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2013, 62(3): 590-598.
- [11] 赵红菊. 基于IMU的煤矿机器人定位算法研究[J]. 煤炭技术, 2022, 41(6): 192-195.
- ZHAO Hongju. Coal mining robot localization algorithm based on innovative marketing research[J]. Journal of Coal Technology, 2022, 9(6): 192-195.
- [12] 曹旭东, 胡越黎, 王涛. 基于ROS与四元数互补滤波的IMU姿态解算研究[J]. 工业控制计算机, 2017, 30(11): 63-64.
- CAO Xudong, HU Yueli, WANG Tao. Research on attitude solution of IMU based on ROS and quaternion complementary filtering[J]. Industrial Control Computer, 2017, 30(11): 63-64.
- [13] 魏韡, 宋晓东, 王刚. 改进型自适应互补滤波MEMS-IMU姿态解算实现[J]. 电子测量技术, 2020, 43(24): 81-86.
- WEI Wei, SONG Xiaodong, WANG Gang. Implementation of an improved adaptive complementary filter mems-imu attitude solution[J]. Electronic Measurement Technique, 2020, 43(24): 81-86.
- [14] 谭高洋. 基于IMU和磁力计的旋翼无人机姿态解算

- 算法研究[D]. 北京:北京理工大学, 2018.
- TAN Gaoyang. Research on attitude solution algorithm of rotorcraft UAV based on IMU and magnetometer[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2018.
- [15] 江照波. 基于软件接收机的MEMS-IMU/卫星深组合导航系统研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2015.
- JIANG Zhaobo. Research on MEMS-IMU/ satellite deep integrated navigation system based on software receiver[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2015.
- [16] 卢道华, 付怀达, 王佳, 等. 基于IMU与UKF的船舶升沉运动信息测量方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(7): 1323-1331.
- LU Daohua, FU Huida, WANG Jia, et al. Measurement method of ship heave motion information based on IMU and UKF[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(7): 1323-1331.
- [17] 杨涵, 万游, 蔡洁莹, 等. 基于步态分类辅助的虚拟IMU的行人导航方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(S1): 759-763.
- YANG Han, WAN You, CAI Jiexuan, et al. Pedestrian navigation method based on virtual imu aided by gait classification[J]. Computer Science, 2022, 49(S1): 759-763.
- [18] 栾小珍, 魏国亮, 蔡洁. 融合IMU去除运动模糊的改进光流匹配算法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(10): 3174-3178, 3185.
- LUAN Xiaozhen, WEI Guoliang, CAI Jie. Improved optical flow matching algorithm for motion blur removal by fusion IMU[J]. Computer Application Research, 2022, 39(10): 3174-3178, 3185.
- [19] 贾晓雪, 赵冬青, 杨朝永, 等. ORB-SLAM3机载双目视觉/IMU的自主定位性能评估[C]//第十三届中国卫星导航年会论文集: S06自主导航与智能运行. 北京:[s.n.], 2022: 71-77.
- JIA Xiaoxue, ZHAO Dongqing, YANG Zhaoyong, et al. Evaluation of autonomous localization performance of airborne Binocular vision/IMU in ORB-SLAM3[C]//Proceedings of the 13th China Satellite Navigation Conference Proceedings: S06 Autonomous Navigation And Intelligent Operation. Beijing: [s.n.], 2022: 71-77.
- [20] LONG Zhenhuan, XIANG Yang, LEI Xiangming, et al. Integrated indoor positioning system of greenhouse robot based on UWB/IMU/ODOM/LIDAR[J]. Sensors, 2022, 22(13): 4819.
- [21] 谢芳, 陆文骏. 基于MATLAB的IIR数字滤波器的设计与仿真[J]. 湖南文理学院学报(自然科学版), 2022, 34(3): 39-42, 58.
- XIE Fang, LU Wenjun. Design and simulation of IIR digital filter based on MATLAB[J]. Journal of Hunan University of Arts and Sciences (Natural Science Edition), 2022, 34(3): 39-42, 58.

(编辑: 张蓓)