

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205566

基于 Mahony 与改进 Kalman 融合的姿态解算方法*

刘 春 何 敏 戴 雷

(合肥工业大学电气与自动化工程学院 合肥 230009)

摘 要:获得精确的载体姿态信息是提高载体导航定位的关键。针对加速运动会产生非重力加速度干扰,而传统滤波算法无法解决其导致的精度下降的问题,提出一种基于 Mahony 和改进 Kalman 融合的姿态解算方法。首先采用惯性测量传感器所得数据进行 Mahony 解算,将其结果作为改进 Kalman 的量测信息;其次通过陀螺仪解算,将其结果作为改进 Kalman 的状态信息实现姿态解算。实验结果表明,本文所提出的方法相较于传统方法,解算精度提高一个数量级以上,能有效地抑制漂移误差高频噪声,大幅提升了载体姿态角解算精度,且具有良好的收敛性。

关键词:姿态角解算;卡尔曼滤波;Mahony 滤波器;数据融合;自适应 sage 窗口

中图分类号: P228.1;TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 420.1010

Attitude solution method based on Mahony and improved Kalman fusion

Liu Chun He Min Dai Lei

(School of Electrical and Automation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Obtaining accurate carrier attitude information is the key to improve carrier navigation and positioning. In view of the non-gravity acceleration interference caused by accelerated motion, which cannot be solved by the traditional filtering algorithm, a posture solution method based on Mahony and improved Kalman fusion is proposed. Firstly, the data obtained by inertial measurement unit is used for Mahony solution, and the result is used as the measurement information of improved Kalman. Secondly, through the gyroscope solution, the result is used as the state information of the improved Kalman to realize the attitude solution. The experimental results show that compared with the traditional method, the solution accuracy of the method proposed in this paper is improved by more than an order of magnitude, which can effectively suppress the high-frequency noise of drift error, greatly improve the solution accuracy of carrier attitude angle, and has good convergence.

Keywords: attitude angle calculation; Kalman filter; Mahony filter; data fusion; adaptive sage window

0 引 言

目前,基于惯性导航和卫星导航的组合式导航系统广泛应用在无人驾驶、导弹制导、载体定位等多个方面^[1]。惯性导航系统的位置和速度的更新受姿态角影响,如何让基于微机电系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)的惯性导航稳定输出较高精度的姿态角是目前的研究热点之一^[2]。

低成本的 MEMS 传感器容易受到高频噪声的干扰,

利用其直接解算出的姿态角波动加大、精度较低^[3]。仅使用加速度计所解算出的姿态信息波动大,存在高频噪声^[4];陀螺仪所解算出的姿态信息随时间的增长呈现发散现象,存在低频漂移^[5]。利用加速度计测得的加速度信息和三轴角速度进行信息融合可以有效提高长期使用精度^[6]。Kalman 滤波算法是现今在多传感器姿态角融合中应用较为广泛的算法^[7],但使用中要求系统噪声统计特性已知,因此使用场合十分受限^[8]。扩展 Kalman 算法在传统 Kalman 算法的基础上增加了将非线性函数线性化的 Jacobi 矩阵^[9],但是该算法不适合应用于复杂模

型的系统,且在系统趋于平稳后,对于突变的跟随能力会丧失^[10]。储开斌等^[11]提出的将扩展 Kalman 算法和 Mahony 算法进行多传感器数据融合,该方法对惯性测量单元中的姿态角解算精度、可信度和系统实时性都有所提高,但是该方法没有考虑到系统整体跟踪性以及扩展 Kalman 滤波所带来的高阶截断误差。

针对加速运动会产生非重力加速度干扰,而传统滤波算法无法解决其导致的精度下降的问题,本文介绍了一种基于 Mahony 和改进 Kalman 融合的姿态解算方法。通过磁力计信息和加速度计结果作为陀螺仪角速度的校正信息,实现 Mahony 互补滤波解算,将此结果作为 Kalman 滤波器的量测值,以此提高 Kalman 算法的精度。强跟踪自适应 Sage 窗口 Kalman 滤波算法利用新息序列信息和状态残差来调节量测和状态噪声协方差,且加入了基于强跟踪原理的次优收敛因子来增强系统对突变的跟随能力^[12]。该算法通过多传感器数据融合,提高了惯性测量单元的姿态解算精度,使其快速响应姿态变化,具有较好的收敛性。

1 姿态角

姿态角是用来描述三维立体空间内物体任意位置的姿态情况,姿态解算展示了其由载体坐标系(C 系)到地理坐标系(G 系)的变换。本文 C 系中 X - Y - Z 定义为飞行器前-右-下方向, G 系定义为北-东-地方向。欧拉角表示的由 C 系到 G 系的转换方程如下式:

$$C_c^G = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\psi & \begin{pmatrix} \sin\gamma\sin\theta\cos\psi \\ -\sin\psi\cos\gamma \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} \cos\gamma\sin\theta\cos\psi \\ +\sin\psi\sin\gamma \end{pmatrix} \\ \cos\theta\sin\psi & \begin{pmatrix} \sin\gamma\sin\theta\sin\psi \\ +\cos\psi\cos\gamma \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} \cos\gamma\sin\theta\sin\psi \\ -\cos\psi\sin\gamma \end{pmatrix} \\ -\sin\theta & \sin\gamma\cos\theta & \cos\gamma\cos\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

将旋转数从平面推广到4维得到了四元数解算姿态角法中的四元数^[13],其一般形式为:

$$q = q_0 + q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k} \quad (2)$$

$$\left\{ \sum_{i=0}^3 q_i^2 \right.$$

式中: $q_1, q_2, q_3 \in R$,当旋转时四元数表示绕 q_1, q_2, q_3 旋转一定角度,其范数为 $1, \mathbf{i}^2 = \mathbf{j}^2 = \mathbf{k}^2 = \mathbf{ijk} = -1$ 。若四元数绕旋转轴旋转 α ,由右手旋转法则可得:

$$q = \left[\cos\left(\frac{\alpha}{2}\right) \quad \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right)\mathbf{i} \quad \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right)\mathbf{j} \quad \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right)\mathbf{k} \right] \quad (3)$$

四元数可以避免万向锁带来的奇异角问题,对姿态角进行全姿态解算,由四元数表述姿态角方法如下:

$$\begin{bmatrix} \phi_{(roll)} \\ \theta_{(pitch)} \\ \psi_{(yaw)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan \frac{2(q_0q_3 + q_1q_2)}{1 - 2(q_3^2 + q_1^2)} \\ \arcsin(2(q_0q_1 - q_2q_3)) \\ \arctan \frac{2(q_0q_2 + q_1q_3)}{1 - 2(q_1^2 + q_2^2)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

2 姿态角解算

基于 Kalman 的姿态角解算精度受其量测信息影响。加速度计在载体运动时所测得的加速度不仅有运动加速度还包括了重力加速度,因此,增大了加速度的测量误差。直接由加速度信息解算出的结果作为 Kalman 滤波量测值,会影响载体姿态角解算精度。

2.1 基于 Mahony 的姿态角解算

Mahony 算法是于 2008 年由澳大利亚学者 Robert Mahony 在对传统互补滤波做出改进后提出的一种基于传感器频率特性的非线性互补滤波^[14]。该方法具有鲁棒性、跟随性良好和计算量小等优点,其主要思想是将加速度计、陀螺仪量测值作为滤波器的前馈输入值,利用 PI 反馈控制器对输入的陀螺仪测量值 ω 进行补偿修正^[15]。具体算法原理如图 1 所示。

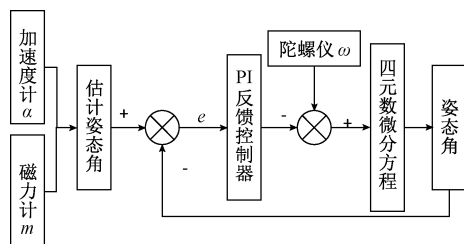


图 1 Mahony 算法原理

Fig. 1 Schematic diagram of Mahony algorithm

由加速度计测量值可以得到两个水平姿态角即俯仰角和翻滚角,其公式如下:

$$\theta_{(pitch)} = \arcsin \frac{a_x}{\sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}} \quad (5)$$

$$\phi_{(roll)} = \arctan \frac{a_y}{a_z} \quad (6)$$

引入磁力计来获取偏航角:

$$\psi_{(yaw)} = \arctan \frac{b_y}{b_x} \quad (7)$$

式中:

$$\begin{cases} b_x = m_x \cos\theta + m_y \sin\phi \sin\theta + m_z \cos\phi \sin\theta \\ b_y = m_x \cos\phi - m_z \sin\phi \end{cases} \quad (8)$$

将由加速度计和磁力计解算得出的估计姿态角 $[\theta \quad \phi \quad \psi]$ 和加速度计、磁力计融合了陀螺仪解算得出

的估计姿态角 $[\hat{\theta} \ \hat{\phi} \ \hat{\psi}]$ 之间的偏差值作为姿态角误差输入 PI 反馈控制器,其输出作为角速度修正信息对陀螺仪数据进行校正。PI 控制器的参数设定直接影响了滤波器的收敛速度,当比例控制参数 K_p 和积分控制参数 K_i 越大,输出修正角速度的速率越快。

求解四元数微分方程可将修正后的陀螺仪角速度代入式(8)来更新某一时刻的四元数。

$$\begin{bmatrix} q_{0,i+1} \\ q_{1,i+1} \\ q_{2,i+1} \\ q_{3,i+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_{0,i} \\ q_{1,i} \\ q_{2,i} \\ q_{3,i} \end{bmatrix} + \frac{\Delta t}{2} \begin{bmatrix} -q_1 & -q_2 & -q_3 \\ q_0 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & -q_0 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & q_0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, Δt 为四元数 q_i 迭代到 q_{i+1} 所经历的时间。因为干扰和误差等因素,整个四元数的更新过程中四元数会逐渐不再单位化,所以需要四元数进行归一化处理后再通过式(4)进行姿态角求解。

2.2 基于 Kalman 的姿态角解算

基于最小均方误差的 Kalman 滤波算法是一种在高斯白噪声下误差最小的随机系统最优估计算法。该算法通过在时域上递推将状态空间分析法引入滤波理论中,统一描述了噪声和系统状态^[16]。基于 Kalman 的姿态角解算方法是由加速度和磁场强度解算出的姿态角作为量测值,并将角速度解算出的姿态角作为其状态方程的输入量,新的姿态角的预测更新基于上一时刻姿态角的信息再加上外部控制量的修正。该算法的核心是状态方程和量测方程对目标状态的观测值^[17]。

对于含有外部控制量的系统描述:

$$\mathbf{X}_i = \mathbf{A}_i \mathbf{X}_{i-1} + \mathbf{B}_i \mathbf{U}_i + \mathbf{F} \boldsymbol{\omega}_i \quad (10)$$

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{H}_i \mathbf{X}_i + v_i \quad (11)$$

其中, $\mathbf{A}_i$ 和 $\mathbf{B}_i$ 为系统参数; $\mathbf{X}_i$ 为 i 时刻的目标状态量; $\mathbf{U}_i$ 为 i 时刻的目标控制量; $\boldsymbol{\omega}_i$ 为系统的过程噪声,其方差定义为 $\mathbf{Q}$,噪声方差代表了平均噪声水平; $\mathbf{F} \boldsymbol{\omega}_i$ 为非随机的外作用项; $\mathbf{H}_i$ 为 i 时刻系统的观测矩阵; v_i 为系统的量测噪声,其方差定义为 $\mathbf{R}$ 。

卡尔曼滤波的估计器^[18]具体算法步骤如下:

步骤 1) 初始化初始状态 $\mathbf{X}_0$ 、 $\mathbf{Y}_0$ 和协方差矩阵 $\mathbf{P}_0$ 。

步骤 2) 状态一步预测。

$$\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1} = \mathbf{A}_i \hat{\mathbf{X}}_{i-1} + \mathbf{B}_i \mathbf{U}_i \quad (12)$$

$\hat{\mathbf{X}}_{i|i-1}$ 系统状态的预测先验, $\hat{\mathbf{X}}_{i-1}$ 是根据观测值对预测的更新即后验。

步骤 3) 状态一步预测均方。

$$\mathbf{P}_{i|i-1} = \mathbf{A}_i \mathbf{P}_{i-1} \mathbf{A}_i^T + \mathbf{F}_i \mathbf{Q}_i \mathbf{F}_i^T \quad (13)$$

步骤 4) 由噪声间接计算滤波增益。

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{P}_{i|i-1} \mathbf{H}_i^T \times (\mathbf{H}_{i-1} \mathbf{P}_{i|i-1} \mathbf{H}_{i-1}^T + \mathbf{R}_i)^{-1} \quad (14)$$

滤波增益系数 $\mathbf{K}_i$ 定量描述了系统状态预测的质量优劣。

步骤 5) 状态估计。

$$\hat{\mathbf{X}}_i = \hat{\mathbf{X}}_{i|i-1} + \mathbf{K}_i (\mathbf{Y}_i - \mathbf{H}_i \hat{\mathbf{X}}_{i|i-1}) \mathbf{H}_{i-1}^T \quad (15)$$

系统第 i 时刻的状态估计是由上一时刻的预测值叠加修正量所得,在此基础上可以递推得到第 $i+1$ 时刻的预测值。系统的每一个状态估计都是由其上一时刻的状态估计和对目标状态的当前观测值共同决定。

步骤 6) 状态估计均方误差预测。

$$\mathbf{P}_i = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_i \mathbf{H}_i) \mathbf{P}_{i|i-1} \quad (16)$$

2.3 基于强跟踪自适应 Sage 窗口 Kalman 的姿态角解算

Kalman 的优势是在获取测量噪声总量、观测值以及状态转移矩阵的情况下,可以对当前真实状态有一个较好的估计,但是在实际工程中较难得到完备的三者信息,所以要选用自适应卡尔曼滤波来解决噪声统计特性未知的问题^[19]。

设新息序列向量为:

$$\hat{\mathbf{C}}_i = \mathbf{H}_i \hat{\mathbf{X}}_{i|i-1} - \mathbf{Y}_i \quad (17)$$

则 i 时刻 $\hat{\mathbf{C}}_i$ 的协方差估计为:

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{C}}} = \mathbf{R}_0 + \mathbf{H}_i \mathbf{P}_{i|i-1} \mathbf{H}_i^T \quad (18)$$

利用开窗估计法基于前 m 个历元的新息序列信息可获得 i 时刻的量测向量协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 的估计,即:

$$\mathbf{R}_i = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} \hat{\mathbf{C}}_{i-j} \hat{\mathbf{C}}_{i-j}^T - \mathbf{H}_{i-j} \mathbf{P}_{i|i-1} \mathbf{H}_{i-j}^T \quad (19)$$

式中: m 表示为 Sage 窗口长度。

设状态前后时刻的预测值之差作为状态残差:

$$\Delta \hat{\mathbf{X}}_i = \hat{\mathbf{X}}_{i|i} - \hat{\mathbf{X}}_{i|i-1} \quad (20)$$

则基于前 n 个历元状态预测残差信息的协方估计矩阵为:

$$\mathbf{P}_{\Delta \mathbf{X}_i} = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} \Delta \hat{\mathbf{X}}_{i-j} \Delta \hat{\mathbf{X}}_{i-j}^T \quad (21)$$

由式(20)可得误差协方差矩阵的估计为:

$$\mathbf{Q}_i = \mathbf{P}_{\Delta \mathbf{X}_i} + \mathbf{P}_{i|i} - \mathbf{A}_i \mathbf{P}_{i|i} \mathbf{A}_i^T \quad (22)$$

状态残差信息的准确与否影响了滤波的收敛性,同时系统中还会出现一些异常扰动,为了避免这些情况导致计算结果发散,引入以强跟踪原理为基础的次优收敛因子 ∂_i ^[20]。

$$\partial_i = \begin{cases} 1 & \frac{\text{tr}(\mathbf{W}_i)}{\text{tr}(\mathbf{N}_i)} < 1 \\ \frac{\text{tr}(\mathbf{W}_i)}{\text{tr}(\mathbf{N}_i)} & \frac{\text{tr}(\mathbf{W}_i)}{\text{tr}(\mathbf{N}_i)} \geq 1 \end{cases} \quad (23)$$

其中:

$$\begin{cases} \mathbf{W}_i = \mathbf{P}_{\Delta \mathbf{X}(i)} - \mathbf{H}_{i-1} \mathbf{Q}_{i-1} \mathbf{H}_{i-1}^T - \lambda \mathbf{R}_i \\ \mathbf{N}_i = \mathbf{H}_{i-1} \mathbf{A}_{i-1} \mathbf{P}_{i-1} \mathbf{A}_{i-1}^T \mathbf{H}_{i-1}^T \end{cases} \quad (24)$$

其中, λ 为弱化因子可以使预测估计的结果更平滑。

根据式(24)可以得到经由自适应收敛因子调适后的预测协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{i|i-1} = \partial_i \mathbf{A}_{i|i-1} \mathbf{P}_{i-1} \mathbf{A}_{i|i-1}^T + \mathbf{F}_{i-1} \mathbf{Q}_i \mathbf{F}_{i-1}^T \quad (25)$$

3 实验仿真与分析

3.1 姿态角解算流程

基于 Mahony 和改进 Kalman 融合的姿态解算方法,

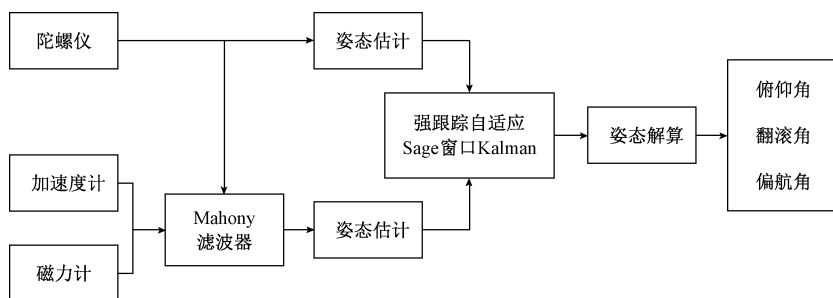


图2 姿态解算流程

Fig. 2 Attitude solution flow

为了验证基于 Mahony 和改进 Kalman 融合的姿态解算方法的解算效果,本文通过 MATLAB 软件对来自 MPU9250 的九轴数据(陀螺仪角速度、加速度计加速度、磁力计磁场强度)进行解算。针对 Mahony 算法的控制参数,本文设置为 $K_p = 1, K_i = 0.01$ 。

3.2 静态实验

将 MPU9250 静置于水平桌面上,保持翻滚角始终不变且稳定在 0° 。当设备保持静态时,来自非重力加速度和设备震荡所引起的误差,不再影响到加速度计的数据,高精度的加速度计数据成就了高精度的 Mahony 算法精度。基于 Mahony 和改进 Kalman 的融合算法解算姿态角的精度受 Mahony 算法精度影响。本文采用由陀螺仪直接解算、互补滤波算法以及 Mahony 和改进 Kalman 数据融合的算法分别解算翻滚角的曲线图。

由图3所示,融合算法的翻滚角解算结果和 0° 参考线基本吻合,互补滤波算法的翻滚角解算结果偏移 0° 参考线角度最大。融合算法在静态时的误差小于 0.1° ,而陀螺仪直接解算和互补滤波算法都出现了较大程度的累计误差。当时间为 300 s 时,陀螺仪直接解算的方法的误差为 0.96° ,互补滤波算法的误差为 2.76° 。

3.3 动态实验

在 25 s 的动态实验中,设备一开始较大幅度运动后趋于平稳,所以整个动态过程不仅有混合姿态变化还包括了单一姿态变化,并且能体现不同算法长时间运行后稳定性和收敛性的优劣。本文分别采用了 4 种不同的方

首先通过 Mahony 算法对九轴数据进行预处理,即在 Mahony 滤波器中利用加速度信息和磁场强度对陀螺仪角速度进行修正,并将其结果进行姿态解算。然后 Mahony 解算结果作为 Kalman 的量测信息,通过陀螺仪角速度姿态解算结果构建 Kalman 滤波器的状态方程。最后根据改进 Kalman 的状态更新,得出精度更高的姿态角。具体流程如图2所示。

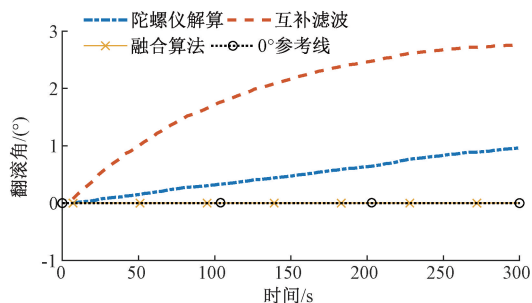


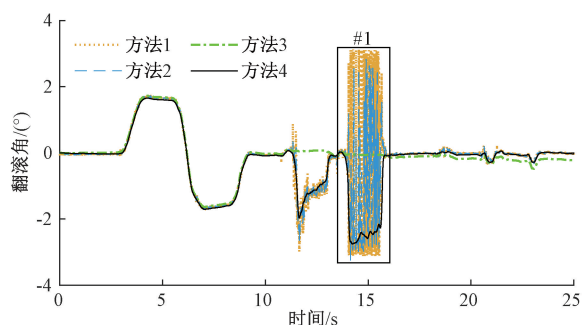
图3 翻滚角静态结算结果

Fig. 3 Roll angle static settlement result

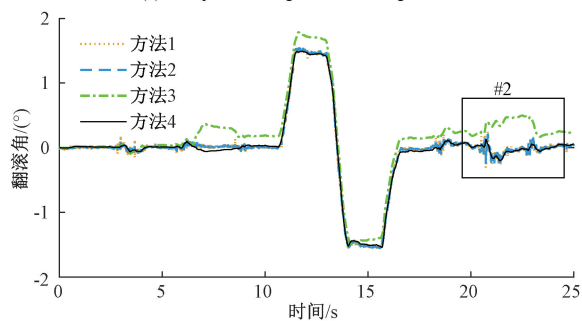
法对设备动态运行下的姿态角进行解算,分别是仅使用加速度计直接解算(方法1)、Kalman 滤波算法(方法2)、仅使用陀螺仪直接解算(方法3)以及本文提出的由 Mahony 和改进 Kalman 进行信息融合的算法(方法4),4种不同方法姿态角解算结果如图4所示。

图4(a)为4种方法翻滚角解算对比图,其中#1处为当加速度计混入高频噪声时的解算结果;图4(b)为4种方法俯仰角解算对比图,其中#2处为算法长期解算结果,针对的是陀螺仪长期解算结果易发散的问题;图4(c)为4种方法偏航角解算对比图,其中#3处为载体受到振动干扰时的解算结果。

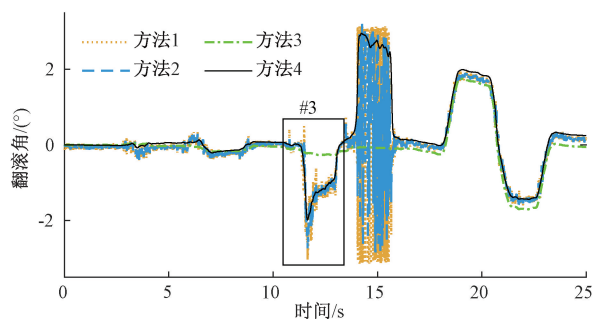
以图4(a)#1处翻滚角局部解算结果为例,如图5所示。方法1受高频噪声影响最大;方法2得出的翻滚角解算结果相较方法1改善了高频噪声的影响,但是仍然



(a) 翻滚角解算对比
(a) Comparison diagram of roll angle solution



(b) 俯仰角解算对比
(b) Comparison diagram of pitch angle solution



(c) 偏航角解算对比
(c) Comparison diagram of roll angle solution

图4 4种算法姿态角解算对比

Fig. 4 Comparison diagram of attitude angle solution of four algorithms

无法避免高频噪声带来的干扰。方法3不受高频噪声影响,但其结果产生了漂移误差。方法4有效地滤除了高频噪声所带来的误差影响,同时避免了漂移误差,提高了姿态角解算精度。

以图4(b)#2处俯仰角局部解算结果为例,如图6所示。方法3的姿态角解算误差会随着时间的不断积累,最终俯仰角解算结果呈现发散状态。方法1、方法2和方法4的长期解算结果具有收敛性。

以图4(c)#3处偏航角局部解算结果为例,如图7所示。方法1解算得出的偏航角受振动干扰影响最大,小幅度的振动就能引起姿态角的剧烈变化。方法2改善了加速度计易受干扰的缺点。方法3具有不易受振动干扰

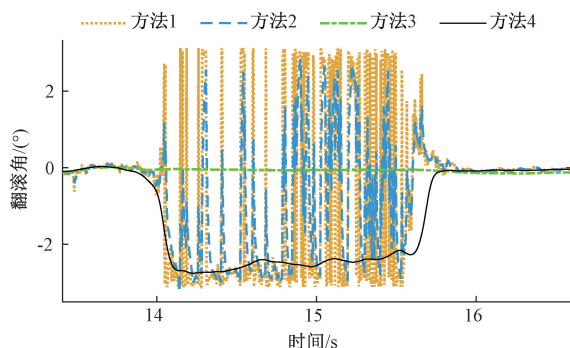


图5 #1处细节对比

Fig. 5 #1 detail comparison diagram

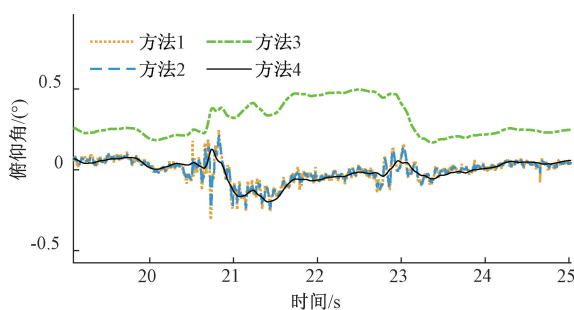


图6 #2处细节对比

Fig. 6 #2 detail comparison diagram

的优点,但其解算结果有漂移,无法响应低频信号。方法4不受振动干扰,且解算结果没有发生漂移。

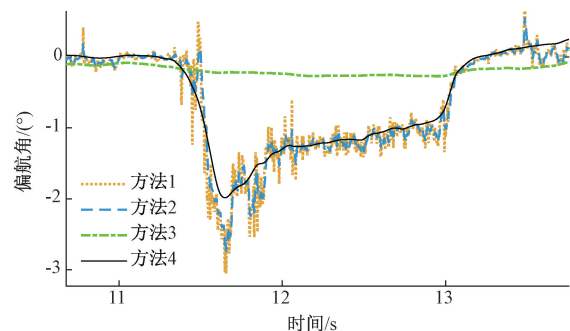


图7 #3处细节对比

Fig. 7 #3 detail comparison diagram

在姿态角解算整体结果对比中,方法4得出的结果平滑,没有“尖峰”的存在。在姿态角解算细节结果对比中,方法4相较于其他3种方法,在#1处避免了高频噪声的影响;在#2处有效地抑制了漂移误差,表现出良好的收敛性;在#3处展示了抗振动干扰的能力。为进一步分析姿态解算结果,通过最大误差角度、标准差和均方根误差作为检验指标,结果如表1~3所示。

表 1 翻滚角误差对比

算法	最大误差角度/(°)	误差角度标准差/(°)	均方根误差/(°)
方法 1	5.859 2	0.160 00	0.712 1
方法 2	5.373 3	0.030 00	0.548 1
方法 3	2.711 9	0.470 00	0.683 7
方法 4	0.329 4	0.000 41	0.020 4

由表 1 可以看出混有高频噪声的方法 1 的均方根误差是最大的,而方法 4 最大误差角度、误差角度标准差和均方根误差都为最小。结果表明,对于翻滚角,相较于其他 3 种算法,方法 4 的动态误差最小,滤波效果最优良。

表 2 俯仰角误差对比

算法	最大误差角度/(°)	误差角度标准差/(°)	均方根误差/(°)
方法 1	0.161 6	0.001 400	0.038 4
方法 2	0.369 6	0.001 200	0.035 0
方法 3	0.540 6	0.051 000	0.225 1
方法 4	0.020 9	0.000 016	0.003 8

表 3 偏航角误差对比

算法	最大误差角度/(°)	误差角度标准差/(°)	均方根误差/(°)
方法 1	5.806 1	0.260 00	0.806 8
方法 2	5.574 4	0.042 00	0.645 2
方法 3	3.015 8	0.560 00	0.745 6
方法 4	0.369 7	0.000 44	0.020 9

俯仰角和偏航角误差对比如表 2 和表 3 示,方法 4 解算出的最大角度误差、误差角度标准差和均方根误差都为最小,姿态角的解算精度得到进一步提高。结论与翻滚角的分析结果一致。

由图 8 所示,方法 4 在设备进行大范围运动时仍能稳定地进行姿态角解算,其解算结果与参考姿态角基本吻合。方法 4 解算出的翻滚角、俯仰角和偏航角的均方根误差均小于 0.1°,其中偏航角的均方根误差最大,为 0.08°。

4 结 论

本文针对惯性导航系统姿态角解算的问题,提出了一种基于 Mahony 和改进 Kalman 融合的姿态解算方法。该算法将 Mahony 算法的姿态估计结果作为改进 Kalman 的量测信息,利用陀螺仪的姿态估计结果构建改进 Kalman 的状态方程。仿真结果表明该融合算法能有效的将多个传感器的数据进行融合;避免了加速度计混入高频干扰噪声导致的姿态角解算精度不理想问题;明显改善了陀螺仪累计误差所导致的姿态角解算结果漂移现

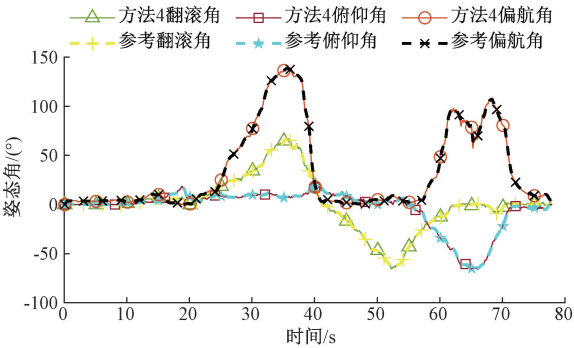


图 8 大运动范围姿态角解算结果

Fig. 8 Attitude angle solution results in large range of motion

象;改进了单独使用 Kalman 易受振动干扰的问题;在运动范围较大的场景仍能稳定输出较高精度姿态角。经过对比分析得出,本文提出的基于 Mahony 和改进 Kalman 融合的姿态解算方法相较于传统姿态解算方法,具有更好收敛性,姿态解算精度提高了一个数量级以上,可以提高惯性导航定位精度。

参考文献

[1] 付希禹,孙永荣,吴玲,等. 基于 BDS/INS 紧组合的动对动相对导航算法[J]. 中国惯性技术学报, 2020, 30(2):224-228.
FU X Y, SUN Y R, WU L, et al. Kinematic-to-kinematic relative navigation algorithm based on BDS and INS tightly coupled [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2020, 30(2):224-228.
[2] 张静,李维刚,张骏虎,等. 基于卡尔曼滤波的 MIMU 姿态解算算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(12):233-237.
ZHANG J, LI W G, ZHANG J H, et al. Investigation of MIMU attitude algorithm based on Kalman filter [J]. Computer Measurement & Control, 2020, 28 (12): 233-237.
[3] 杜思远,李杰,郑涛,等. 基于三子样更新的 EKF 低成本 MEMS 姿态估计算法[J]. 中国测试, 2018, 44(3):38-43.
DU S Y, LI J, ZHENG T, et al. Attitude estimation algorithm for low cost MEMS based on updating tri-sample of EKF [J]. China Measurement & Test, 2018, 44(3):38-43.
[4] 陆喆俊,孙宪坤,陶鹏. 基于加速度计模型重构的自适应姿态融合算法[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(8):133-136.
LU ZH J, SUN X K, TAO P. Adaptive attitude fusion algorithm based on accelerometer model reconstruction [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021,

- 40(8):133-136.
- [5] 马江华, 林炜轩, 万美琳, 等. MEMS 惯性测量单元航姿更新中德测量误差估算方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(2):775-780.
- MA J H, LIN W X, WANG M L, et al. Estimation method of measurement errors in MEMS inertial measurement unit based orientation update[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(2):775-780.
- [6] 张浩磊, 朱健, 黄镇. 基于 AHRS 的改进自适应互补滤波算法研究[J]. 固体电子学研究与进展, 2018, 38(2):141-145.
- ZHANG H L, ZHU J, HUANG ZH. The research on improved adaptive complementary filter algorithm based on the AHRS[J]. Research & Progress of Sse, 2018, 38(2):141-145.
- [7] HAMZA B, ALEXANDER N, HASSEN S. Quadrotor UAV state estimation based on high-degree cubature Kalman filter[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(17):349-354.
- [8] ROBERTO S I, MARCO H T, JOAO P C, Extended robust Kalman filter for attitude estimation[J]. IET Control Theory & Applications, 2016, 10(2):162-172.
- [9] 王龙, 章政, 王立. 改进扩展卡尔曼滤波的四旋翼姿态估计算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(4):1122-1128.
- WANG L, ZHANG ZH, WANG L. Improved extended Kalman filter for attitude estimation of quadrotor[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(4):1122-1128.
- [10] 段敏, 赵凌, 周莹. 基于扩展卡尔曼滤波的四旋翼无人机姿态估计方法[J]. 现代信息科技, 2022, 6(4):7-11.
- DUAN M, ZHAO L, ZHOU Y. Attitude estimation method for quad-rotor UAV based on extended Kalman filter[J]. Modern Information Technology, 2022, 6(4):7-11.
- [11] 储开斌, 赵爽, 冯成涛. 基于 Mahony-EKF 的无人机姿态解算算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12):12-18.
- CHU K B, ZHAO SH, FENG CH T. UAV attitude calculation algorithm based on Mahony-EKF[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12):12-18.
- [12] 王熙赢, 陈熙源. 强跟踪滤波器在高动态 GPS 信号跟踪中的应用[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2014, 44(5):946-951.
- WANG X Y, CHEN X Y. Strong tracking Kalman filter loop applied for high dynamic GPS signals[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2014, 44(5):946-951.
- [13] 石岗, 李希胜, 王哲, 等. 磁传感器输出姿态信息修正方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3):47-53.
- SHI G, LI X SH, WANG ZH, et al. Research on correcting output attitude information of magnetic sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3):47-53.
- [14] 黄坡, 马艳, 杨万扣. 基于 Mahony 滤波器和 PID 控制器的四旋翼飞行器姿态控制[J]. 电脑知识与技术, 2014, 10(7):1611-1617.
- HUANG P, MA Y, YANG W K. Mahony filter applied to attitude estimation and control of quadrotor[J]. Computer Knowledge and Technology, 2014, 10(7):1611-1617.
- [15] 赵世亮, 李仰军. 基于 MEMS 微惯性器件的姿态测量单元设计与测试[J]. 电子器件, 2019, 42(6):1487-1490.
- ZHAO SH L, LI Y J. Design and test of attitude measurement unit based on micro-inertial device of MEMS[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2019, 42(6):1487-1490.
- [16] 卢艳军, 陈雨获, 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.
- LU Y J, CHEN Y D, ZHANG X D, et al. Attitude information fusion method based on extended Kalman filter[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(9):281-288.
- [17] 李鲁明, 赵鲁阳, 唐晓红, 等. 基于改进卡尔曼滤波的陀螺仪误差补偿算法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(4):538-544, 550.
- LI L M, ZHAO L Y, TANG X H, et al. A compensation algorithm of gyroscope error based on modified Kalman filter[J]. Journal of Sensing Technology, 2018, 31(4):538-544, 550.
- [18] 邹波, 张华, 姜军. 多传感信息融合的改进扩展卡尔曼滤波定姿[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(4):1035-1038.
- ZOU B, ZHANG H, JIANG J. Multi-sensor information fusion's improved extended Kalman filter attitude determination[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(4):1035-1038.
- [19] 刘春, 卫吉祥, 李维华, 等. 改进的自适应卡尔曼滤波在北斗伪距单点定位中的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(10):142-148.
- LIU CH, WEI J X, LI W H, et al. Research on improved adaptive Kalman filter in Beidou pseudorange

single point positioning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (10): 142-148.

[20] 谈发明, 赵俊杰. 强跟踪变分贝叶斯自适应卡尔曼滤波算法[J]. 电光与控制, 2020, 27(1):12-16.
TAN F M, ZHAO J J. Strong tracking based variable bayesian adaptive Kalman filter algorithm [J]. Electronics Optic & Control, 2020, 27(1):12-16.

作者简介



刘春, 1988 年于哈尔滨理工大学获工学学士学位, 1996 年于浙江大学硕士学位, 现为合肥工业大学副教授, 主要研究方向为检测自动技术与电工理论与新技术。
E-mail: hfliuchun@ 126. com

Liu Chun received B. Sc. degree in engineering from Harbin University of Science and Technology in 1988 and M. Sc. degree from Zhejiang University in 1996. Now she is an associate professor in Hefei University of Technology. Her present research interests includes detection of automatic

technology and electrical theory and new technology.



何敏, 2020 年于江苏师范大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为控制科学与工程。
E-mail: 1095077201@ qq. com

He Min received his B. Sc. degree from Jiangsu Normal University in 2020. She is now a M. Sc. candidate in Hefei University of Technology. Her main research interests include control science and engineering.



戴雷(通信作者), 1994 年于安徽工学院获得学士学位, 2004 年于合肥工业大学获得硕士学位, 现为合肥工业大学高级实验师, 主要研究方向为电工理论与新技术。
E-mail: dailei. cn@ hfut. edu. cn

Dai Lei (Corresponding author) received B. Sc. degree from Anhui Institute of Technology in 1994 and M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2004. He is now a senior experimenter at Hefei University of Technology. His main research interests include electrical theory and new technology.