

## Attitude Estimation of Moving Carriers Based on Improved Kalman Filter

XU Xin, ZHAO Heming\*

(School of Electronic Information, Soochow University, Suzhou Jiangsu 215000, China)

**Abstract:** Aiming at the problems that the attitude precision of moving carriers is reduced due to the zero bias of MEMS gyroscope, this paper presents an attitude estimation algorithm based on improved Kalman filter, which is based on MEMS inertial measurement device MPU6050. Using Euler angles as the basis of attitude solution, the inertial measurement unit (IMU) is used to measure the attitude data of moving carriers, and the data of gyroscope and accelerometer are fused by improved Kalman filter, besides the zero bias of the gyroscope is estimated in real time. The experimental results show that the proposed algorithm can obtain the attitude information with high accuracy, suppress the attitude divergence caused by the zero bias of MEMS gyroscope, and accurately represent the orientation of the moving carriers under static and dynamic conditions.

**Key words:** attitude estimation; data fusion algorithm; improved Kalman filter; inertial measurement unit

EEACC: 7230

doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2020.09.009

## 基于改进型卡尔曼滤波的运动载体姿态估计

徐鑫, 赵鹤鸣\*

(苏州大学电子信息学院, 江苏 苏州 215000)

**摘要:** 针对 MEMS 陀螺零偏导致运动载体姿态精度下降的问题, 本文以 MEMS 惯性测量器件 MPU6050 为核心, 提出了一种基于改进型卡尔曼滤波的姿态估计算法。采用欧拉角作为姿态解算的基础, 通过惯性测量单元 (IMU) 测量运动载体的姿态数据, 采用改进型卡尔曼滤波, 对陀螺仪和加速度计数据进行融合, 并实时估计陀螺零偏。实验结果表明, 本文提出的算法能够获得较高精度的姿态信息, 抑制 MEMS 陀螺零偏引起的姿态发散, 可以准确地表示运动载体在静态和动态情况下的方位。

**关键词:** 姿态估计; 数据融合算法; 改进型卡尔曼滤波; 惯性测量单元

中图分类号: TP212.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2020)09-1279-06

近年来, 随着微机电系统 (Micro-Electro-Mechanical System, MEMS) 技术的迅速发展, 飞行器、机器人、两轮平衡车等技术项目的研究也取得了巨大的进步<sup>[1]</sup>。这些项目能够完成侦察、监控以及危险环境下的搜救等任务, 因此无论是军事领域还是民用领域, 都有广泛的应用前景。而在这些项目中, 每一个都需要对载体或部件的姿态进行实时测量, 这是实现姿态精确控制的基础<sup>[2]</sup>。因此如何设计算法获得高精度的姿态信息成为近年来这些项目的研究热点之一。

相比传统传感器, MEMS 传感器体积小、质量轻、成本低、功耗低, MEMS 器件在姿态测量领域得到了广泛的应用<sup>[3]</sup>。运动载体的姿态是通过

MEMS 惯性测量单元 (Inertial Measurement Unit, IMU) 器件测得的数据进行解算得到的。常见的姿态测量单元, 主要由三轴陀螺仪、三轴加速度计和三轴磁强计组成<sup>[4]</sup>。运动载体的姿态可以由三轴陀螺仪通过积分获得, 短时间内解算的姿态精度高, 而且具有良好的动态响应特性, 但是由于陀螺仪本身存在漂移, 而且在积分过程中会产生累积误差, 因此长时间情况下, 通过陀螺仪测量的数据解算得到的姿态精度较差。加速度计也可较精确测量运动载体的水平姿态角, 但是它对运动加速度十分敏感, 当载体处于运动状态时, 加速度计的测量会出现一定程度上的偏差, 从而导致姿态精度下降。可以看出, 如果单独根据某一种传感器数据不能得到精确可靠的

姿态信息。考虑到三轴陀螺仪和三轴加速度计的动静特性,拟采用数据融合方法对不同的传感器各自测得的数据进行融合处理,以提高运动载体姿态信息的精度和系统的抗干扰能力。

目前研究最为普遍的两种数据融合算法分别是互补滤波<sup>[5]</sup>和卡尔曼滤波<sup>[6]</sup>。其他方法通常都是在这两种方法的基础上演变而来<sup>[7-9]</sup>。Madgwick 的梯度下降算法(Gradient descent algorithm, GDA)<sup>[10]</sup>在运动载体的姿态估计方面也表现出良好的性能,在某种程度上,它也属于互补滤波算法。卡尔曼滤波只需要知道上一时刻的估计状态以及当前时刻传感器测得的数据就可以估计得到当前时刻载体的最优姿态。互补滤波过程也很简单,但是如果不能设置合适的参数,一般情况下很难得到期望的结果。因此本文集中讨论基于卡尔曼滤波的姿态估计算法。

本文以 InvenSense 公司生产的 MEMS 惯性器件 MPU6050 作为惯性测量单元,设计了一个低成本的双轴姿态估计系统,以 STM32 单片机为数据处理器,采用一种基于陀螺零偏的改进型卡尔曼滤波算法,对不同传感器得到的姿态数据进行融合,获取载体当前姿态,并对零偏进行实时估计。

本文行文结构如下:第二部分介绍系统的基本

$$C_b^n = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\phi\cos\psi + \sin\phi\sin\theta\sin\psi & \sin\psi\cos\theta & \sin\phi\cos\psi - \cos\phi\sin\theta\sin\psi \\ -\cos\phi\sin\psi + \sin\phi\sin\theta\cos\psi & \cos\psi\cos\theta & \cos\psi\cos\theta - \sin\phi\sin\psi - \cos\phi\sin\theta\cos\psi \\ -\sin\phi\cos\theta & \sin\theta & \cos\phi\cos\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $\phi$  为横滚角, $\theta$  为俯仰角, $\psi$  为航向角,运动载体的姿态以该 3 个姿态角加以表示。在得到随时间变化的方向余弦矩阵后,通过式(1)即可得到 3 个姿态角

$$\begin{aligned} \phi &= \arctan\left(\frac{C_{31}}{C_{33}}\right) \\ \theta &= \arcsin(C_{32}) \\ \psi &= \arctan\left(\frac{C_{12}}{C_{22}}\right) \end{aligned} \quad (2)$$

## 1.2 传感器数学模型

MEMS 传感器由于自身内部结构原因使得测量数据不是十分理想。例如,加速度计和陀螺仪的测量受到测量噪声、零偏漂移等影响。因此为了设计合适的姿态估计算法,消除各种不利因素对姿态解算结果的影响,应先对 MEMS 传感器的噪声和零偏漂移进行适当的数学建模。

陀螺仪的误差主要由零偏和噪声构成,为了更好的分析其特性,建立陀螺仪数学模型如式(3)所示<sup>[12]</sup>。

模型,姿态估计算法在第三部分进行了详细说明。第四部分介绍了平台的实验验证结果,第五部分则是本文的结论。

## 1 系统模型

### 1.1 姿态描述

运动载体的姿态由横滚角(roll)、俯仰角(pitch)、航向角(yaw)来描述。假设导航坐标系为  $N$ ,其中坐标轴  $X_n$  指向正东, $Y_n$  指向正北, $Z_n$  指向天,坐标系  $B$  为与载体相固定的载体坐标系,三轴陀螺仪和三轴加速度计分别固定到载体坐标系下的  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  三轴上。

运动载体在处于运动的过程中,导航坐标系保持不变,载体坐标系相对导航坐标系经过一次或数次的旋转之后得到新的载体坐标系,新旧载体坐标系之间的关系可以用旋转矩阵来表示<sup>[11]</sup>。由于惯性测量单元通常都是固定在载体上,各个传感器的数据都是基于载体坐标系而测得的,因此在解算运动载体姿态时,需要先将载体坐标系的数据转换到导航坐标系下,再进行姿态解算。该过程要用到载体坐标系到导航坐标系的旋转矩阵  $R_b^n$ ,本文采用方向余弦矩阵(Direction Cosine Matrix, DCM),其形式如下:

$$\omega_m = \omega_t + b_0 + \omega_a + b \quad (3)$$

式中: $\omega_m$  为陀螺仪角速度测量值, $\omega_t$  为角速度真实值, $b_0$  为陀螺零偏, $\omega_a$  为测量噪声,可视为高斯白噪声, $b$  为时变漂移。由于运动载体的续航时间一般在 0.5 h 左右,所以可将模型简化为式(4)。

$$\omega_m = \omega_t + b_0 + \omega_a \quad (4)$$

与陀螺零偏的大小和影响相比,加速度计的零偏可以忽略不计。本文中,建立加速度计的数学模型如式(5)所示。

$$a_m = a_b - g^b + v_a \quad (5)$$

式中: $a_m$  为加速度计测量值, $a_b$  为载体加速度, $g_b$  为重力加速度在载体系上的投影, $v_a$  可以看作是高斯白噪声。

由于导航系下的重力场为: $g^n = [0 \ 0 \ g]^T$ ,因此  $g^b = C_b^n g^n$ 。

## 2 基于卡尔曼滤波的数据融合方法

### 2.1 卡尔曼滤波基本原理

姿态解算是建立在加速度计和陀螺仪所测得的数据的基础上的。加速度计测量运动载体在载体坐

标系下的加速度,陀螺仪则是测量运动载体在载体坐标系下的角速度。由于自身构造原因,加速度计和陀螺仪测得的数据都存在一定程度的误差,本文提出一种可以实时估计陀螺零偏的改进型卡尔曼滤波方法,利用姿态角及陀螺零偏作为状态量,加速度计测得的姿态作为观测量,在估计运动载体姿态信息的同时,也能实时估计陀螺仪的漂移误差。

卡尔曼滤波器(Kalman Filter, KF)是一种最优化自回归的数据处理算法,广泛应用于控制系统工程中,研究人员常常用它去解决线性系统中的估计问题<sup>[13]</sup>。卡尔曼滤波的基本思想是去寻找在最小均方误差下  $x_k$  的估计值  $\hat{x}_k$ ,它的特点是通过递推的方式去更新  $x_k$ 。总的来说,卡尔曼滤波是通过状态预测方程和观测方程对系统的数据进行实时状态准确估计。

设系统的状态方程和观测方程分别为:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}_{k-1,k} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1,k} \mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (6)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{x}_k$  是  $k$  时刻的系统状态变量,  $\mathbf{A}_{k-1,k}$  是  $k-1$  时刻到  $k$  时刻的状态转移矩阵,  $\mathbf{B}_{k-1,k}$  是  $k-1$  时刻到  $k$  时刻的输入系统控制矩阵,  $\mathbf{A}_{k-1,k}$  和  $\mathbf{B}_{k-1,k}$  的值随着时刻  $k$  的变化而变化。  $\mathbf{z}_k$  是  $k$  时刻的观测变量,  $\mathbf{H}_k$  是  $k$  时刻的观测矩阵,  $\mathbf{w}_k$  是  $k$  时刻的过程噪声向量,  $\mathbf{v}_k$  是  $k$  时刻的观测噪声向量。通常情况下,  $\mathbf{w}_k$  和  $\mathbf{v}_k$  都是服从标准正态分布的高斯白噪声。如果被估计量的状态量和过程噪声符合式(6),系统观测量和观测噪声满足式(7)的条件假设,则  $k$  时刻的观测  $\mathbf{x}_k$  的估计  $\hat{\mathbf{x}}_k$  求解过程如下。

卡尔曼滤波算法的具体流程为:

预测估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}_{k-1,k} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1,k} \mathbf{u}_{k-1} \quad (8)$$

计算预测估计协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}_{k-1,k} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_{k-1,k}^T + \mathbf{Q} \quad (9)$$

计算卡尔曼增益矩阵:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (10)$$

式中:

$$\mathbf{Q} = E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T], \mathbf{R} = E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T]$$

更新估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k [\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-] \quad (11)$$

计算更新后估计协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_k^- \quad (12)$$

上述式(8)~式(12)是卡尔曼滤波算法的五条基本公式。在给定的初值  $\mathbf{x}_0$  和  $\mathbf{P}_0$  条件下,根据  $k$  时刻的观测值  $\mathbf{z}_k$ ,就可以递推计算得到  $k$  时刻的状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_k (k=1, 2, \dots, N)$ ,重复各步骤即可以递归计

算进行状态预测。

卡尔曼滤波的实质是通过测量值重构系统的状态向量。它以“预测-实测-修正”的逻辑顺序递推,得到系统的测量值以此来消除随机干扰,再重构出系统的状态。

## 2.2 改进型卡尔曼滤波算法

参考文献[14],运动载体的角运动模型可以用式(13)~式(15)来表示。使用欧拉公式的一个优点是可以从方程式中去除航向角,方便本文的研究。通过式(13)将载体的角速度与欧拉角相关联,避免了通过四元数微分方程更新四元数,再通过旋转矩阵转化为姿态角,简化了计算过程,也使结果看起来更加直观。

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}(t) = \mathbf{W}[\boldsymbol{\theta}(t)] \boldsymbol{\omega}(t) \quad (13)$$

式中:

$$\boldsymbol{\theta}(t) = \begin{bmatrix} \phi(t) \\ \theta(t) \\ \psi(t) \end{bmatrix}, \boldsymbol{\omega}(t) = \begin{bmatrix} \omega_x(t) \\ \omega_y(t) \\ \omega_z(t) \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\mathbf{W}[\boldsymbol{\theta}(t)] = \begin{bmatrix} 1 & \sin\phi \tan\theta & \cos\phi \tan\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi \sec\theta & \cos\phi \sec\theta \end{bmatrix} \quad (15)$$

由式(13)~式(15)可以得到,用来描述运动载体动力学的非线性角运动方程如式(16)所示:

$$\begin{aligned} \dot{\phi} &= p + \tan\theta (q \sin\phi + r \cos\phi) \\ \dot{\theta} &= q \cos\phi - r \sin\phi \end{aligned} \quad (16)$$

$$\dot{\psi} = q \sin\phi \sec\theta + r \cos\phi \sec\theta$$

式中:  $[\phi \ \theta \ \psi]$  分别表示运动载体的横滚角、俯仰角和航向角,  $[p \ q \ r]$  分别是运动载体的角速率,可以由 MEMS 三轴陀螺仪测量得到。根据式(4)和式(16),可以得到式(17)。

$$\begin{aligned} \dot{\phi} &= p_m - b_p - p_a + \tan\theta [(q_m - b_q - q_a) \sin\phi + \\ & (r_m - b_r - r_a) \cos\phi] \end{aligned} \quad (17)$$

$$\dot{\theta} = (q_m - b_q - q_a) \cos\phi - (r_m - b_r - r_a) \sin\phi$$

$$\dot{\psi} = (q_m - b_q - q_a) \sin\phi \sec\theta + (r_m - b_r - r_a) \cos\phi \sec\theta$$

为了得到运动载体的姿态角,本文用  $\mathbf{x} = [\phi, b_\phi, \theta, b_\theta]^T$  表示卡尔曼滤波状态空间方程的状态向量,用  $[\dot{\phi} \ \dot{\theta}]$  表示卡尔曼滤波的输入向量。由式(8)可以得到卡尔曼滤波状态空间方程如式(18)所示:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} \phi \\ b_\phi \\ \theta \\ b_\theta \end{bmatrix} + \mathbf{B} \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中:  $\mathbf{A}$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{B}$  为输入控制矩阵,本文中  $\mathbf{A}$  与  $\mathbf{B}$  的大小分别设为如下值。

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} T & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & T \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

式中： $T$  为离散采样时间。

作为卡尔曼滤波的重要组成部分，在已经导出了状态空间方程之后，另一个重要部分就是观测方程。本文选择加速度计解算得到的姿态角作为观测向量，因此，观测方程十分简单，如式(19)所示：

$$y = H \begin{bmatrix} \phi \\ b_\phi \\ \theta \\ b_\theta \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中： $H$  为量测矩阵，此处设  $H$  值为：

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

### 3 实验验证

#### 3.1 仿真实验

由于缺少转台等试验设备，本文通过模拟摇摆实验来仿真产生传感器数据。在 MATLAB 中通过设置初始条件仿真生成摇摆数据(如表 1 所示)。

表 1 摇摆数据信息

|      | 横滚角      | 俯仰角     |
|------|----------|---------|
| 摇摆幅度 | 20°      | 10°     |
| 摇摆频率 | 0.125 Hz | 0.09 Hz |
| 摇摆中心 | 0°       | 0°      |
| 摇摆初相 | 0°       | 0°      |

采样频率为 200 Hz，采样时间 30 s，由此可以得到仿真的陀螺仪和加速度计数据。在此仿真数据基础上，分别采用互补滤波、四元数卡尔曼滤波、改进型卡尔曼滤波算法对数据进行融合。以横滚角和俯仰角为例，数据融合结果如图 1 所示。其中，实线代表模拟摇摆实验的真实姿态，虚线代表互补滤波解算姿态，点虚线代表四元数卡尔曼滤波解算姿态，点划线则表示本文改进型卡尔曼滤波解算的姿态。

如图 1，互补滤波算法和四元数卡尔曼滤波算法解算的姿态是基于四元数法直接由陀螺仪和加速度计的数据融合得到的，与模拟仿真数据的真实姿态存在较大的偏差，而改进型卡尔曼滤波算法解算的姿态是在估计了陀螺零偏的前提下，对滤波后的

陀螺仪数据进行处理得到的，因此与模拟真实姿态几乎完全一致。

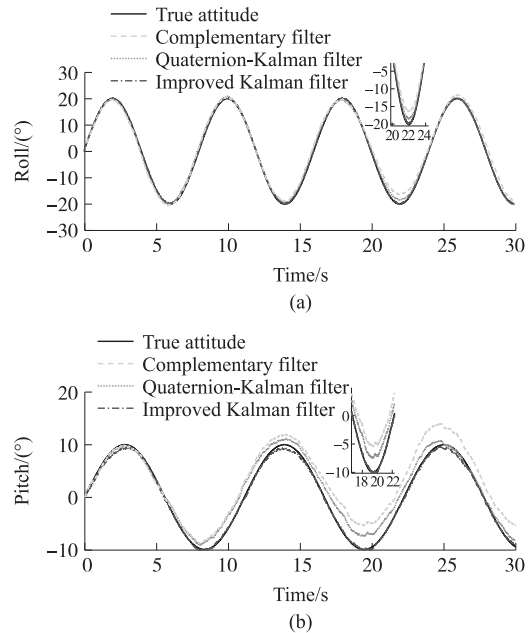


图 1 真实姿态角与估计姿态角

图 2 展示了陀螺零偏随时间变化的过程。从图 2 可以看到，由于假设估计陀螺仪的初始零偏为 0，因此滤波器需要经过 6 s 左右的时间来估计陀螺仪的恒定偏差，该偏差在陀螺仪的测量模型中设置为 0.1 °/s，因此估计误差在前 6 s 内变化幅度较大。表 2 分别给出了改进型卡尔曼滤波、四元数卡尔曼滤波和互补滤波算法仿真结果的数值分析，由表可知，互补滤波计算的姿态角误差最大值为 5.3°，标准差约为 2.9°，四元数卡尔曼滤波计算的姿态角的最大估计误差约 3.5°，标准差约 1.5°，而改进型卡尔曼滤波计算的姿态角的最大估计误差仅有 0.560 9°，标准偏差约为 0.4°。由此对比仿真结果表明，本文基于陀螺零偏的卡尔曼滤波算法在模拟仿真传感器数据的姿态估计中具有

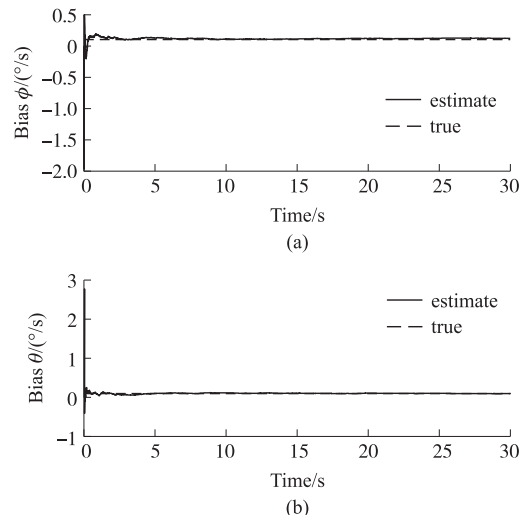


图 2 陀螺零偏估计



不错的效果。但是由于模拟摇摆实验均在低频和排除外部干扰的情况下进行,并不能完全说明算法在复杂的实际情况下的可行性。为了证明算法的可行性,还需进行实况下的动态试验。

表 2 姿态角误差数值分析 单位:°

|              |       | 标准差     | 最大值     |
|--------------|-------|---------|---------|
| 改进型<br>卡尔曼滤波 | 横滚角误差 | 0.239 2 | 0.560 9 |
|              | 俯仰角误差 | 0.393 5 | 0.557 5 |
| 四元数<br>卡尔曼滤波 | 横滚角误差 | 0.798 4 | 1.924 5 |
|              | 俯仰角误差 | 1.534 6 | 3.500 3 |
| 互补滤波         | 横滚角误差 | 1.591 2 | 3.908 0 |
|              | 俯仰角误差 | 2.874 2 | 5.323 1 |

### 3.2 动态试验

为了验证算法的正确性与可行性,本文搭建了基于 STM32 的姿态测量系统,主要由姿态传感器、控制器、电源和上位机等模块组成。其中,三轴陀螺仪和三轴加速度计构成了姿态传感器,选用 MPU6050 芯片,其性能指标见表 2。传感器数据通过 I<sup>2</sup>C 总线与控制器连接,经控制器处理后的姿态数据通过串口收发模块传送给上位机,串口波特率为 500 kbit/s,最后在 MATLAB 中对算法进行验证。

表 3 MPU6050 性能指标

|      | 陀螺仪/(°/s)   | 加速度计/g <sub>n</sub> |
|------|-------------|---------------------|
| 量程零偏 | ±250~±2 000 | ±2~±16              |
| 稳定性  | ±20         | ±0.05               |

基于上述硬件系统,采样频率设置为 54 Hz,采样时间设置为 35 s,在系统处于运动状态下,完成加速度计和陀螺仪数据的采集如图 3 所示。

分别用互补滤波、四元数卡尔曼滤波以及改进型卡尔曼滤波算法对数据进行融合处理。以横滚角和俯仰角为例,姿态解算结果如图 4 所示。

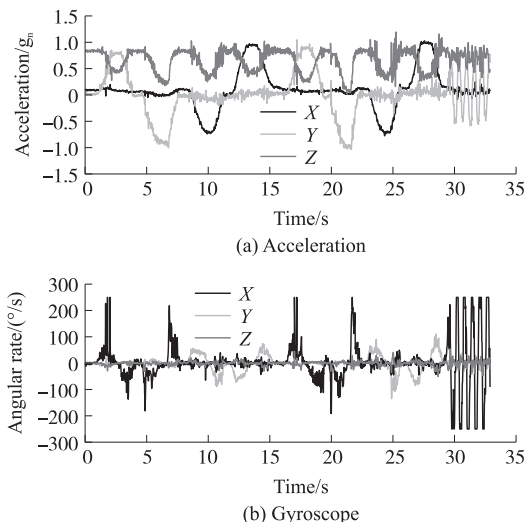


图 3 加速度计和陀螺仪的三轴姿态数据

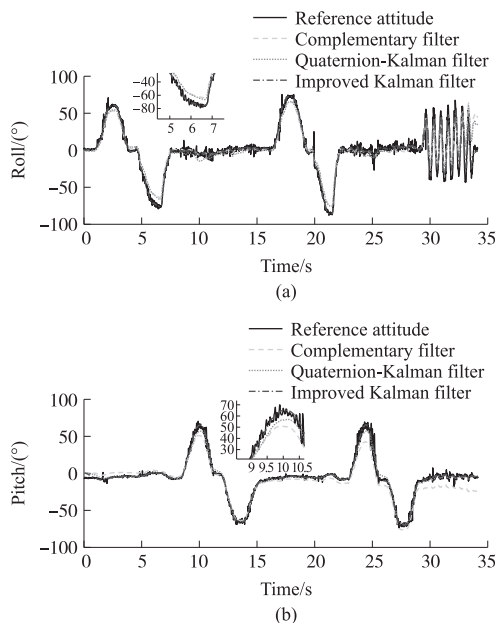


图 4 参考姿态角与估计姿态角

考虑到缺少传感器姿态的真实数据,本实验拟采用加速度计数据解算得到的数据作为参考姿态。通过图 4 可以看出互补滤波解算的姿态效果较差,这在 30 s 以后的俯仰角变化中尤为明显。由于其权值参数为固定值,因此其对姿态变动难以作出迅速改变。而卡尔曼滤波中各参数都是随系统时刻变化的,响应灵敏,并且在平滑效果方面比互补滤波的效果好。但是四元数卡尔曼滤波同样无法避免陀螺零偏问题,导致结果与参考姿态仍旧存在一定误差。而改进型卡尔曼滤波则考虑到这一点,因而解算的姿态结果更加的接近参考姿态。此外,本文算法直接以欧拉角构建系统方程,相对于传统的四元数法,不仅减少了算法的复杂度,而且大大缩短了运行时间。因此,通过实验对比,证明了本文改进型卡尔曼滤波算法达到了预期结果。

图 5 为陀螺零偏估计随时间变化曲线。从图 5 中可以看到,由于初始零偏设置为 0,系统需要经过 10 s

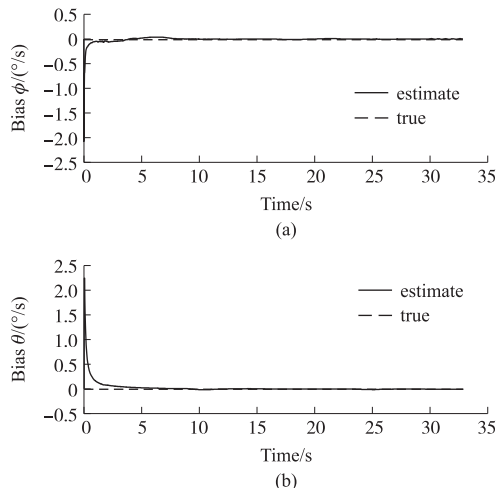


图 5 陀螺零偏估计

左右的时间来估计陀螺仪的恒定偏差,故而前 10 内零偏幅度变化较大,之后零偏估计则维持稳定状态。由此结果表明,本文提出的算法在估计了陀螺零偏的前提下,能解算得到精度更高的姿态信息。

## 4 结论

为了满足低成本、高性能的载体姿态测量系统的迫切需求,针对 MEMS 传感器中的陀螺仪存在的零偏漂移导致姿态无法准确估计的问题,本文提出了一种基于陀螺零偏的改进型卡尔曼滤波算法。通过仿真实验和动态试验分别进行验证,由于互补滤波和四元数卡尔曼滤波都不能忽略掉陀螺零偏,从而导致解算的姿态存在较大误差。而本文设计的算法构建的系统方程除了直接将欧拉角作为观测量,减少了四元数解算带来的计算量之外,还能够实时估计陀螺零偏的变化,因此获得了较好的稳定性及较高的姿态估计精度。但是由于系统运动模型的简化和算法的不够完善以及 MEMS 惯性传感器自身内部结构设计的缺陷,也导致运动载体姿态测量的精度难以得到大幅度的提高。随着 MEMS 器件制造工艺和微处理器性能的不断加强,本文提出的姿态估计算法还有待进一步的改进。

## 参考文献:

- [1] 陈孟元,谢义建,陈跃东. 基于四元数改进型互补滤波的 MEMS 姿态解算[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(9):1391-1397.  
[2] 陈建翔,万子敬,王向军. 基于四元数的低成本姿态测量系统

设计[J]. 传感技术学报,2016,29(5):706-710.

- [3] 杜瑾,赵华超,郑哲,等. 捷联惯导互补滤波姿态融合算法设计[J]. 传感技术学报,2018,31(10):1547-1552.  
[4] 彭孝东,张铁民,李继宇,等. 基于传感器校正与融合的农用小型无人机姿态估计算法[J]. 自动化学报,2015,41(4):854-860.  
[5] 季元扬,陈跃东,陈孟元. 基于 PID 改进型互补滤波[J]. 控制工程,2017,24(5):952-957.  
[6] 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.  
[7] Del Rosario M B, Khamis H, Ngo P, et al. Computationally Efficient Adaptive Error-State Kalman Filter for Attitude Estimation [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(22):9332-9342.  
[8] 王立,章政,孙平. 一种自适应互补滤波姿态估计算法[J]. 控制工程,2015,22(5):881-886.  
[9] 李鲁明,赵鲁阳,唐晓红,等. 基于模糊卡尔曼滤波的姿态估计算法[J]. 仪表技术与传感器,2019(4):100-105,110.  
[10] Madgwick S O H, Harrison A J L, Vaidyanathan R. Estimation of IMU and MARG Orientation Using a Gradient Descent Algorithm [C]//2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, Zurich, 2011:1-7.  
[11] 冯毅博,李希胜,张晓娟. 一种电子磁罗盘航向误差的自适应补偿方法[J]. 仪器仪表学报,2014,35(11):2607-2614.  
[12] Jing X, Cui J, He H, et al. Attitude Estimation for UAV Using Extended Kalman Filter [C]//2017 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC), Chongqing, 2017:3307-3312.  
[13] 祝石厚. 基于卡尔曼滤波算法的动态谐波状态估计技术研究 [D]. 重庆:重庆大学,2008.  
[14] Cooke J M, Zyda M J, Pratt D R, et al. NPSNET: Flight Simulation Dynamic Modeling Using Quaternions [J]. Presence: Teleoperators & Virtual Environments, 1992, 1(4):404-420.



徐鑫(1995—),男,安徽安庆人,苏州大学电子信息学院硕士研究生,研究方向为捷联惯导的姿态估计算法, xuxin3551@163.com;



赵鹤鸣(1957—),男,江苏无锡人,现任苏州大学电子信息学院教授、博士生导师,长期从事信号检测与信息处理领域的研究。主持国家自然科学基金项目 4 项,其他国家级项目 3 项,在国内外学术期刊和国际学术会议发表论文 110 余篇,授权发明专利 8 件, hmzha@suda.edu.cn。