文章编号:1004-2474(2018)03-0454-06

一种基于 AIKF 的姿态测量算法

刘 宇,杨晓辉,郭俊启,钟 懿,刘洪志

(重庆邮电大学 重庆市光电信息感测与传输技术重点实验室,重庆 400065)

摘 要:惯性测量单元中传感器具有较强的非线性和噪声的不确定性,导致使用常规卡尔曼滤波时误差大,容易出现发散,针对此问题,该文提出了一种改进的自适应增量卡尔曼滤波(AIKF)算法。该算法使用互补滤波将加速度计、磁力计和陀螺仪的数据进行融合,利用滤波后的数据增量作为卡尔曼滤波器的观测量,同时对系统噪声进行自适应在线估计,以获得精准的姿态输出。实验结果表明,该算法能够实现姿态的精准测量,摇摆台试验中俯仰角、横滚角误差小于 0.05°,航向角误差小于 0.15°,具有较好的噪声抑制能力。

关键词:姿态测量;自适应增量卡尔曼滤波;互补滤波;自适应因子;数据融合

中图分类号:TN384 **文献标识码:**A **DOI:**10.11977/j.issn.1004-2474.2018.03.033

An Attitude Measurement Algorithm Based on AIKF

LIU Yu, YANG Xiaohui, GUO Junqi, ZHONG Yi, LIU Hongzhi

(Chongqing Municipal Key Laboratory of Photoelectric Information Sensing and Transmission Technology, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: The sensors in the inertial measurement unit have strong nonlinearity and noise uncertainty, resulting in large errors and divergence when using the conventional Kalman filtering. In order to solve this problem, an improved adaptive incremental Kalman filter (AIKF) algorithm is proposed in this paper. The algorithm uses complementary filtering to fuse the data from accelerometers, magnetometers and gyroscopes, and the filtered data increment is used as the observation of the Kalman filter. At the same time, the adaptive on-line estimation of the system noise is carried out to obtain accurate attitude output. The experimental results show that the algorithm can achieve accurate measurement of attitude, the errors of the pitch angle and roll angle are less than 0.05° and the heading error is less than 0.15° with the rolling table test, and it has a better ability to suppress the noise.

Key words: attitude measurement; adaptive incremental Kalman filter; complementary filter; adaptive factor; data fusion

0 引言

传统的姿态测量系统一般使用光纤或激光传感器进行姿态解算,其精度较高、稳定性强,但成本和体积也相对较高。随着微机电系统(MEMS)的快速发展[1],低成本、小体积、低功耗的 MEMS 传感器得到了广泛应用,MEMS 惯性测量单元(MEMS IMU)也逐渐从军工航天领域转移到了民用领域。但是,由于 MEMS 陀螺仪,尤其是低成本的 MEMS 陀螺仪存在较差的零偏稳定性和长期漂移[2],会导致姿态测量系统在长时间使用过程中出现较大的解算误差,因此可以融合矢量传感器来提高姿态测量的准确性[3]。由于姿态测量系统的非线性、噪声的不确定性,在多传感器数据融合过程中,许多算法会出现解算误差较大、无法收敛等问题[4],极大地影响了系统的性能。

针对姿态测量系统模型,研究人员提出了较多的改进滤波算法来提高其精度。Wu Zheming 等[5]提出了基于互补滤波的姿态解算方法,使用加速度计与陀螺仪融合来提高俯仰和横滚的精度。该算法原理简单,对噪声不敏感,但其航向角精度仅 3 (°)/min。Francesco Cappello 等[6]提出了基于无迹卡尔曼滤波(UKF)实现视觉导航(VBN)传感器和

收稿日期:2017-08-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61301124,61471075,61671091);重庆市科委基础研究资助项目(cstc2014jcyjA1350);重庆邮电大学博士启动基金资助项目(A2015-40);重庆科委自然科学基金资助项目(cstc2016jcyjA0347)

作者简介:刘宇(1972-),男,四川宜兵人,教授,硕士生导师,博士,主要从事传感器件与系统的研究。E-mail:liuyu@cqupt.edu.cn。

MEMS 传感器融合，以提升 MEMS IMU 在高动态情况下的姿态测量精度。由于 UKF 系统噪声和观测噪声无法确定，故该算法解算的姿态角易受噪声影响。Byungjin Lee 等[7]通过采集不同更新速率下惯性导航系统(INS)和全球定位系统(GPS)数据的差分矢量，使用扩展卡尔曼滤波器(EKF)比较差分矢量测量模型进行姿态解算，但 EKF 算法存在明显线性化误差和截断误差。Wang Dingjie 等[8]基于 IMU 和运动学误差模型，通过自适应无迹卡尔曼滤波(AUKF)，采用最优适应因子来减小 MEMS IMU 噪声的影响。结果表明，与常规卡尔曼滤波相比，该方法能更准确地完成姿态校准，但其计算量大，收敛速度低于常规卡尔曼滤波。

针对以上问题，本文提出了一种改进的自适应增量卡尔曼滤波(AIKF)算法。该算法首先使用互补滤波将陀螺仪与加速度计、磁力计数据进行融合，并增加自适应因子以减少磁干扰和外力加速度引起的姿态角解算误差；然后，针对姿态测量系统误差具有较强的非线性和时变性，将融合后的数据增量作为卡尔曼滤波器的观测量进行自适应姿态和噪声估计；最后，通过静、动态实验对比自适应卡尔曼滤波(AKF)和自适应增量卡尔曼滤波算法，以验证算法有效性。

1　基本原理

1.1　姿态角求解

姿态测量系统中，载体的姿态一般使用俯仰角 θ、横滚角 γ、航向角 φ 来描述。载体姿态的变化是指载体坐标系 b 系相对导航坐标系 n 系的空间转动。其中，n 系 $X_nY_nZ_n$ 以地理东、北、天的方向选取，b 系 $X_bY_bZ_b$ 以载体右、前、上的方向选取[9]。将两个坐标系的原点都选择为载体的中心，由欧拉定理可知，对导航坐标系进行 3 次旋转可转换到载体坐标系，其转换的关系式[10]为

$$\begin{bmatrix} X_b \\ Y_b \\ Z_b \end{bmatrix} = \boldsymbol{C}_n^b \begin{bmatrix} X_n \\ Y_n \\ Z_n \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中 $\boldsymbol{C}_n^b$ 为导航坐标系与载体坐标系之间的余弦变换矩阵。其表示为

$$\boldsymbol{C}_n^b = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\varphi - \sin\theta\sin\gamma\sin\varphi & \cos\theta\sin\varphi + \sin\theta\cos\varphi\sin\gamma & -\sin\theta\cos\gamma \\ -\sin\varphi\cos\gamma & \cos\gamma\cos\varphi & \sin\gamma \\ \sin\theta\cos\varphi + \cos\theta\sin\gamma\sin\varphi & \sin\theta\sin\varphi - \cos\theta\cos\varphi\sin\gamma & \cos\theta\cos\gamma \end{bmatrix} \tag{2}$$

1.1.1　基于加速度计解算 θ、γ

在导航坐标系下，加速度计的矢量输出为 $[0 \quad 0 \quad g]^{\mathrm{T}}$，由于

$$\begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix} = \boldsymbol{C}_n^b \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -g\sin\theta\cos\gamma \\ g\sin\gamma \\ g\cos\theta\cos\gamma \end{bmatrix} \tag{3}$$

由式(3)可得

$$\theta = \sin^{-1}\left(\frac{\tilde{a}_y}{g}\right) \tag{4}$$

$$\gamma = -\tan^{-1}\left(\frac{\tilde{a}_x}{\tilde{a}_z}\right) \tag{5}$$

1.1.2　基于磁力计解算 φ

磁力计的矢量输出为 $[\tilde{m}_x \quad \tilde{m}_y \quad \tilde{m}_z]^{\mathrm{T}}$，利用加速度解算的 θ 和 γ 代入载体坐标系到导航坐标系的变换矩阵 $\boldsymbol{C}_b^n$：

$$\begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix} = \boldsymbol{C}_b^n \begin{bmatrix} \tilde{m}_x \\ \tilde{m}_y \\ \tilde{m}_z \end{bmatrix} \tag{6}$$

由式(6)可求得磁力计的水平分量[11]为

$$\begin{cases} m_x = \cos\gamma\,\tilde{m}_x + \sin\gamma\,\tilde{m}_y \\ m_y = \sin\theta\sin\gamma\,\tilde{m}_x + \cos\gamma\,\tilde{m}_y + \\ \quad \sin\gamma\cos\theta\tilde{m}_z \end{cases} \tag{7}$$

根据三角函数可知：

$$\tan\varphi = \frac{m_x}{m_y} \tag{8}$$

因此，

$$\varphi = -\tan^{-1}\left(\frac{m_x}{m_y}\right) \tag{9}$$

1.1.3　基于陀螺仪解算姿态角

以角速度来计算坐标之间的相对转动关系，可通过四元数法或欧拉角法实现。由于欧拉角法存在奇异解问题，因此，四元数法应用更广泛[12]。四元数与姿态矩阵之间的关系为

$$\boldsymbol{C}_n^b = \begin{bmatrix} 1-2(q_2^2+q_3^2) & 2(q_1q_2+q_0q_3) & 2(q_1q_3-q_0q_2) \\ 2(q_1q_2-q_0q_3) & 1-2(q_1^2+q_3^2) & 2(q_2q_3+q_0q_1) \\ 2(q_1q_3+q_0q_2) & 2(q_2q_3-q_0q_1) & 1-2(q_1^2+q_2^2) \end{bmatrix} \tag{10}$$

设陀螺的角速度为 $[g_x \quad g_y \quad g_z]^{\mathrm{T}}$，由四元数相关理论可得四元数的微分方程[13]为

$$\begin{bmatrix}\dot{q}_0\\ \dot{q}_1\\ \dot{q}_2\\ \dot{q}_3\end{bmatrix}=\frac{1}{2}\begin{bmatrix}0 & -g_x & -g_y & -g_z\\ g_x & 0 & g_z & -g_y\\ g_y & -g_z & 0 & g_x\\ g_z & g_y & -g_x & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}q_0\\ q_1\\ q_2\\ q_3\end{bmatrix} \tag{11}$$

进而可得到四元数表示的姿态角为

$$\begin{cases}\gamma=\tan^{-1}\left[-\dfrac{2(q_1q_3-q_0q_2)}{1-2(q_1^2+q_2^2)}\right]\\ \theta=\tan^{-1}\left[\dfrac{2(q_2q_3+q_0q_1)\cos\gamma}{1-2(q_1^2+q_2^2)}\right]\\ \varphi=\tan^{-1}\left[\dfrac{2(q_1q_2-q_0q_3)}{1-2(q_1^2+q_3^2)}\right]\end{cases} \tag{12}$$

1.2 AIKF 算法

AIKF 算法是以相邻测量值之间的增量作为观测量，对模型参数和噪声统计特性进行估计和修正。其状态方程和观测方程可表示[14]为

$$\begin{cases}X_i=\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}X_{i-1}+\boldsymbol{W}_{i-1}\\ \Delta Z_i=\boldsymbol{H}_iX_i-\boldsymbol{H}_{i-1}X_{i-1}+\boldsymbol{V}_i\end{cases} \tag{13}$$

式中：X_i 为 t_i 时刻的系统状态变量；$\Delta Z_i=Z_i-Z_{i-1}$，Z_i 为 i 时刻的系统观测变量；$\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}$ 为系统的状态转移矩阵；$\boldsymbol{H}_i$ 为系统观测矩阵；$\boldsymbol{W}_{i-1}$ 为状态噪声方差矩阵；$\boldsymbol{V}_i$ 为观测噪声方差矩阵。

假设 $\boldsymbol{W}_i$ 和 $\boldsymbol{V}_i$ 满足以下关系：

$$\begin{cases}E[\boldsymbol{W}_i]=q_i\\ E[\boldsymbol{W}_i\boldsymbol{W}_j^{\mathrm{T}}]=\boldsymbol{Q}_i\delta_{ij}\\ E[\boldsymbol{V}_i]=r_i\\ E[\boldsymbol{V}_i\boldsymbol{V}_j^{\mathrm{T}}]=\boldsymbol{R}_i\delta_{ij}\\ E[\boldsymbol{W}_i\boldsymbol{V}_j^{\mathrm{T}}]=0\end{cases} \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{Q}_i$ 为对称非正定方差矩阵；$\boldsymbol{R}_i$ 为对称正定矩阵；δ_{ij} 为克罗内克(Kronecher-δ)函数：当 $i=j$ 时，$\delta_{ij}=1$；当 $i\neq j$ 时，$\delta_{ij}=0$。

根据独立增量随机过程原理可知，ΔZ_i 和 ΔZ_{i-1} 之间具有更强的相互独立性，因此，将式(14)进行递推，可得到状态变量 X_i 在 t_i 时刻的估计值 $\hat{X}_i$：

$$\begin{cases}\hat{X}_{i,i-1}=\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}\hat{X}_{i-1}+q_{i-1}\\ \boldsymbol{P}_{i,i-1}=\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}P_{i-1}\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_{i-1}\\ K_i=(\boldsymbol{P}_{i,i-1}\boldsymbol{H}_i^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{H}_{i-1}^{\mathrm{T}})\Omega_i^{-1}\\ \hat{X}_i=\hat{X}_{i,i-1}+K_i(\Delta Z_i-\Delta\hat{Z}_{i,i-1})\\ \boldsymbol{P}_i=\boldsymbol{P}_{i,i-1}-K_i\Omega_iK_i^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{15}$$

其中，

$$\Delta\hat{Z}_{i,i-1}=\boldsymbol{H}_i\hat{X}_{i,i-1}-\boldsymbol{H}_{i-1}\hat{X}_{i-1}+r_k \tag{16}$$

$$\Omega_i=\boldsymbol{H}_i\boldsymbol{P}_{i,i-1}\boldsymbol{H}_i^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_i-\boldsymbol{H}_{i-1}\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_{i-1}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{H}_{i-1}\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{H}_{i-1}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{H}_{i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{H}_{i-1}^{\mathrm{T}} \tag{17}$$

若系统的、测量的噪声均值和方差都是未知的时变参数时，需使用极大后验估计法进行噪声估计：

$$\begin{cases}\hat{q}_i=\dfrac{1}{i}\sum\limits_{j=1}^{i}(\hat{X}_j-\boldsymbol{\Phi}_{j,j-1}\hat{X}_{j-1})\\ \hat{Q}_i=\dfrac{1}{i}\sum\limits_{j=1}^{i}(\hat{X}_j-\boldsymbol{\Phi}_{j,j-1}\hat{X}_{j-1}-\hat{q}_i)\cdot\\ \qquad(\hat{X}_j-\boldsymbol{\Phi}_{j,j-1}\hat{X}_{j-1}-\hat{q}_i)^{\mathrm{T}}\\ \hat{r}_i=\dfrac{1}{i}\sum\limits_{j=1}^{i}[\Delta Z_i-(\boldsymbol{H}_j\hat{X}_{j,j-1}-\boldsymbol{H}_{j-1}\hat{X}_{j-1})]\\ \hat{R}_i=\dfrac{1}{i}\sum\limits_{j=1}^{i}[\Delta Z_i-(\boldsymbol{H}_j\hat{X}_{j,j-1}-\boldsymbol{H}_{j-1}\hat{X}_{j-1})-\\ \qquad\hat{r}_i][\Delta Z_i-(\boldsymbol{H}_j\hat{X}_{j,j-1}-\boldsymbol{H}_{j-1}\hat{X}_{j-1})-\hat{r}_i]^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{18}$$

根据次优无偏极大后验估计进行递推可得：

$$\begin{cases}\hat{q}_i=\left(1-\dfrac{1}{i}\right)\hat{q}_{i-1}+\dfrac{1}{i}(\hat{X}_i-\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}\hat{X}_{i-1})\\ \hat{Q}_i=\left(1-\dfrac{1}{i}\right)\hat{Q}_{i-1}+\dfrac{1}{i}(K_i\varepsilon_i\varepsilon_i^{\mathrm{T}}K_i^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{P}_i-\\ \qquad\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}^{\mathrm{T}})\\ \hat{r}_i=\left(1-\dfrac{1}{i}\right)\hat{r}_{i-1}+\dfrac{1}{i}[\Delta Z_i-(\boldsymbol{H}_i\hat{X}_{i,i-1}-\\ \qquad\boldsymbol{H}_{i-1}\hat{X}_{i-1})]\\ \hat{R}_i=\left(1-\dfrac{1}{i}\right)\hat{R}_{i-1}+\dfrac{1}{i}[\varepsilon_i\varepsilon_i^{\mathrm{T}}-\\ \qquad(\boldsymbol{H}_i\boldsymbol{P}_{i,i-1}\boldsymbol{H}_i^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{H}_{i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_i^{\mathrm{T}}-\\ \qquad\boldsymbol{H}_i\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{H}_{i-1}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{H}_{i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{H}_{i-1}^{\mathrm{T}})]\end{cases} \tag{19}$$

其中，

$$\varepsilon_i=\Delta Z_i-(\boldsymbol{H}_i\hat{X}_{i,i-1}-\boldsymbol{H}_{i-1}\hat{X}_{i-1})-\hat{r}_{i-1} \tag{20}$$

当噪声参数未知时变时，估计器[15]为

$$\begin{cases}\hat{q}_i=(1-d_{i-1})\hat{q}_{i-1}+d_{i-1}(\hat{X}_i-\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}\hat{X}_{i-1})\\ \hat{Q}_i=(1-d_{i-1})\hat{Q}_{i-1}+d_{i-1}(K_i\varepsilon_i\varepsilon_i^{\mathrm{T}}K_i^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{P}_i-\\ \qquad\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}^{\mathrm{T}})\\ \hat{r}_i=(1-d_{i-1})\hat{r}_{i-1}+d_{i-1}[\Delta Z_i-(\boldsymbol{H}_i\hat{X}_{i,i-1}-\\ \qquad\boldsymbol{H}_{i-1}\hat{X}_{i-1})]\\ \hat{R}_i=(1-d_{i-1})\hat{R}_{i-1}+d_{i-1}[\varepsilon_i\varepsilon_i^{\mathrm{T}}-\\ \qquad(\boldsymbol{H}_i\boldsymbol{P}_{i,i-1}\boldsymbol{H}_i^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{H}_{i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_i^{\mathrm{T}}-\\ \qquad\boldsymbol{H}_i\boldsymbol{\Phi}_{i,i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{H}_{i-1}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{H}_{i-1}\boldsymbol{P}_{i-1}\boldsymbol{H}_{i-1}^{\mathrm{T}})]\end{cases} \tag{21}$$

式中：$d_{i-1}=\dfrac{1-b}{1-b^i}$，$b$ 为遗忘因子，$0<b<1$。通常 $0.95<b<0.995$，根据 Sage 和 Husa 自适应算法，当 $b\rightarrow 1$，$d_{i-1}\rightarrow(1/t)$。遗忘因子应根据噪声的特点进行调整，如果噪声的频带低，则该值应接近 1，否则应减小该值。

2　系统实现

2.1　系统总体框架

本文设计的姿态测量系统原理框图如图 1 所示。首先使用互补滤波将加速度计、磁力计和陀螺仪解算的姿态角进行融合，并增加自适应因子以减少磁干扰和外力加速度引起的姿态角解算误差。由于姿态测量系统具有较强的非线性，测量噪声随时间变化快，而相邻测量值之间的增量误差变化小，故以互补滤波后的姿态角增量建立系统观测方程，以陀螺仪的角速度计算姿态角过程建立系统状态方程，使用 AIKF 算法进行自适应姿态和噪声估计。

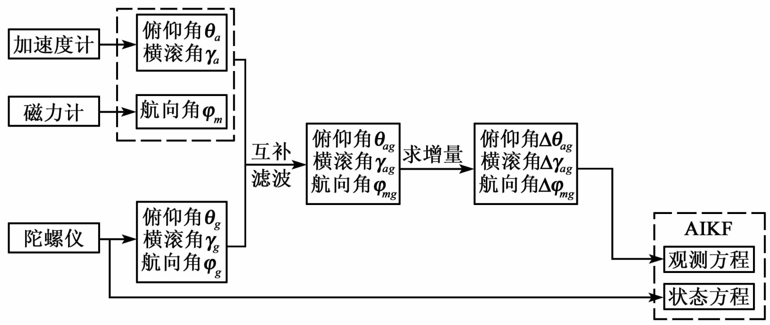


图 1　姿态测量系统原理框图

2.2　姿态角预处理

在使用卡尔曼滤波时，一般选取陀螺解算的 3 个姿态角作为状态变量[16]，选取加速度计、磁力计解算的姿态角作为观测变量。由于加速度计、磁力计动态响应速度较慢，直接使用两种传感器解算的姿态角作为观测变量将会影响卡尔曼滤波效果。为了减小卡尔曼滤波误差，本文使用互补滤波的方法，将加速度计和磁力计解算的姿态角与陀螺解算的姿态角融合后作为卡尔曼滤波器的观测变量，其基本原理如图 2 所示。

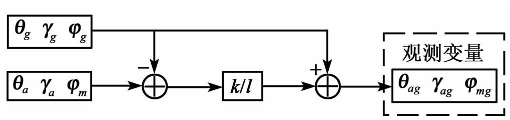


图 2　互补滤波原理

图 2 可表示为

$$\begin{cases}\theta_{ag}=\theta_g+k(\theta_a-\theta_g)\\ \gamma_{ag}=\gamma_g+k(\gamma_a-\gamma_g)\\ \varphi_{mg}=\varphi_g+l(\varphi_m-\varphi_g)\end{cases}\tag{22}$$

式中：$[\theta_g\quad\gamma_g\quad\varphi_g]$ 为陀螺仪解算的姿态角；$[\theta_a\quad\gamma_a\quad\varphi_m]$ 为加速度计和磁力计解算的姿态角；$[\theta_{ag}\quad\gamma_{ag}\quad\varphi_{mg}]$ 为互补滤波融合后的姿态角。由于加速度计和磁力计动态性能较差，且磁力计易受外界磁场干扰，因此，增加自适应因子 k 和 l，在高动态或高磁场干扰时取消对陀螺的修正。

k 的大小可通过合力加速度和重力加速度的比值确定：

$$k=\begin{cases}0.05 & \left(\left|1-\sqrt{a_x^2+a_y^2+a_z^2}\right|\leqslant 0.05\right)\\ 0.02 & \left(0.05<\left|1-\sqrt{a_x^2+a_y^2+a_z^2}\right|\leqslant 0.15\right)\\ 0 & (\text{其他})\end{cases}\tag{23}$$

l 的大小可通过 φ_m 和 φ_g 的差值确定：

$$l=\begin{cases}0.05 & (|\varphi_m-\varphi_g|\leqslant 0.5^\circ)\\ 0 & (\text{其他})\end{cases}\tag{24}$$

2.3　AIKF 算法流程

在实际应用中，由于 MEMS 姿态测量系统具有较强的非线性，测量噪声随时间变化快，会导致卡尔曼滤波产生较大的估计误差。为了满足实际应用需求，本文使用 AIKF 进行姿态和噪声估计。在姿态测量系统中，两个观测量 Z_i 和 Z_{i-1} 的测量系统误差变化较小，因此，选择 ΔZ_i 作为系统的观测值，则可以提高噪声估计的精度[17]。

AIKF 算法流程为：

1）参数初始化。在 $i=0$ 时，姿态测量系统为静止状态，通过加速度计和磁力计求得初始姿态角。

2）状态一步预测。根据式(15)中 $\hat{X}_{i,i-1}$ 方程和式(21)中 $\hat{q}_i$ 方程，利用陀螺仪角速率预测姿态角

$X_{i,i-1}$ 及系统噪声均值 q_i。

3）一步预测状态向量协方差矩阵。根据式(15)中 $\boldsymbol{P}_{i,i-1}$ 方程和式(21)中 $\hat{Q}_i$ 方程，利用陀螺仪角速率预测状态向量协方差 $\boldsymbol{P}_{i,i-1}$ 及系统噪声方差 Q_{i-1}。

4）状态估计。根据式(15)中 $\hat{X}_i$ 方程和式(21)中 $\hat{r}_i$ 方程，利用加速度计、磁力计解算姿态角的增量 ΔZ_i 作为观测向量，估计当前时刻的姿态角 X_i 及测量噪声均值 r_i。

5）估计误差的方差阵。根据式(15)中 $\boldsymbol{P}_i$ 方程和式(21)中 $\hat{R}_i$ 方程，利用预测误差方差阵 $\boldsymbol{P}_{i,i-1}$ 估计当前时刻误差方差阵 $\boldsymbol{P}_i$ 及测量噪声方差 R_i。

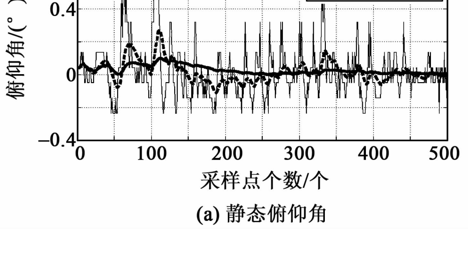
6）滤波增益更新。利用式(15)中 K_i 方程计算增益 K。

3 实验验证

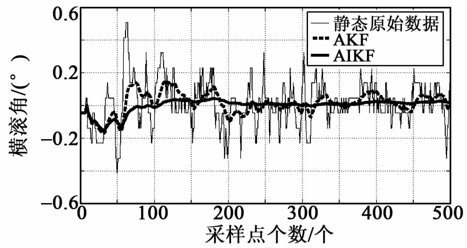
本文使用实验室自主研制的基于 MEMS 传感器的姿态测量系统进行算法可行性和性能验证。该系统集成 3 轴加速度计、3 轴陀螺仪、3 轴磁力计，陀螺仪的量程为 ± 300 (°)/s，加速度计的量程为 $\pm 8g$ ($g = 9.8$ m/s^2)，磁强计的量程为 $\pm 2.5 \times 10^{-4}$ T。采样速率为 200 Hz。姿态测量系统与 PC 机利用 RS422 接口进行有线通信。

3.1 静态实验

将姿态测量系统放置在水平转台上，对其进行静态测试，此时俯仰角和横滚角的理想输出值为 0°。图 3 是静态下原始数据、使用 AKF、AIKF 算法处理得到的俯仰角和横滚角对比图。由图可看出，静态下直接解算的姿态角存在较大的噪声，数据不稳定；AKF 算法能对噪声进行抑制，但由于姿态测量系统的噪声随时间变化较快，导致 AKF 算法不能准确估计观测量的噪声，静态误差大于 0.15°；AIKF 算法得到的姿态角能够较好地消除噪声干扰，保证了姿态测量系统在静态下的输出精度。



(a) 静态俯仰角

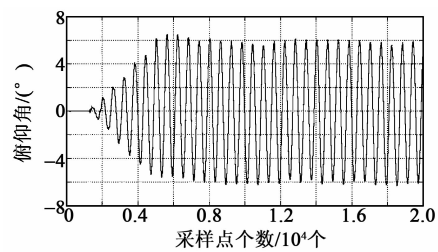


(b) 静态横滚角

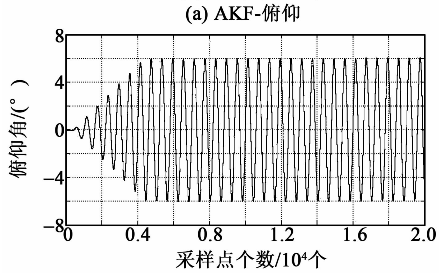
图 3 静态实验

3.2 动态实验

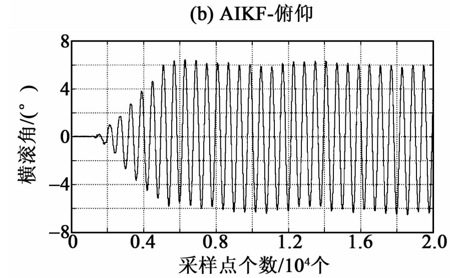
动态实验采用 3 轴摇摆台进行测试，将姿态测量系统平放于 3 轴摇摆台上，摇摆周期为 6 s，俯仰角、横滚角和航向角摇摆幅度在 6°内，并采集姿态角输出。为了提高实验的可靠性，使用同一套姿态测量系统，分别烧写 AKF 和 AIKF 算法的程序，因此，同组数据为同一套姿态测量系统在不同程序下测量的结果。图 4 是摇摆台试验中分别使用 AKF 和 AIKF 算法得到的俯仰角、横滚角和航向角对比。



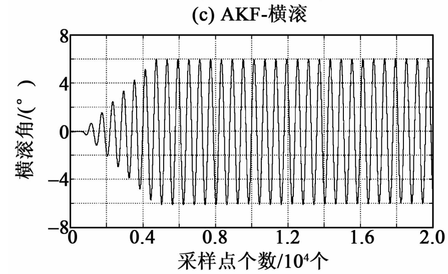
(a) AKF-俯仰



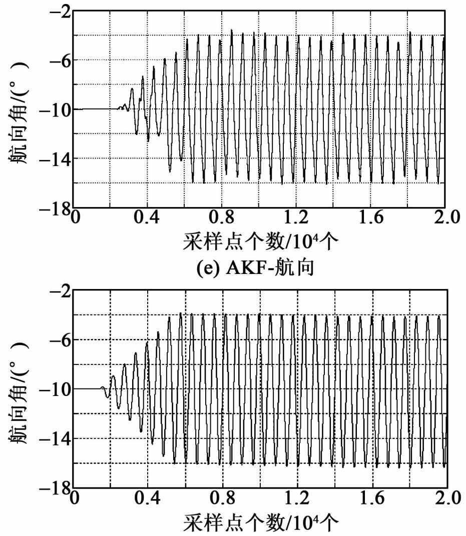
(b) AIKF-俯仰



(c) AKF-横滚



(d) AIKF-横滚



(e) AKF-航向

(f) AIKF-航向

图4　动态实验

理想情况下,3个姿态角相对于初始状态以±6°变化。由图4可见,使用AKF算法校准的姿态角在动态时受噪声干扰明显,而AIKF算法能够较好地对噪声进行估计,姿态角输出与理想情况更吻合,提高了姿态解算精度。结合摇摆台实验特点,使用两种算法模型得到的姿态角波形的波峰和波谷来评价姿态测量系统精度。表1为使用AKF和AIKF算法时姿态角的波峰、波谷的误差和标准差。

表1　动态误差和标准差

姿态角	俯仰角/(°)		横滚角/(°)		航向角/(°)	
模型	AKF	AIKF	AKF	AIKF	AKF	AIKF
波峰误差	0.226 9	0.027 3	0.132 1	0.032 8	0.246 7	0.130 2
波谷误差	0.169 7	0.024 1	0.193 1	0.042 0	0.237 7	0.111 8
波峰标准差	0.244 2	0.028 2	0.149 1	0.034 3	0.275 8	0.130 2
波谷标准差	0.206 2	0.027 9	0.192 8	0.034 4	0.573 7	0.135 0

由表1可见,使用AIKF算法时,俯仰角、横滚角的误差小于0.05°,标准差小于0.04°,精度和稳定性明显高于AKF算法。对于航向角,由于实验环境存在较大的磁干扰,磁力计不能稳定工作,此时互补滤波的自适应因子$l=0$,导致使用AIKF算法校准的航向角误差大于0.1°,但在0.15°内,航向角标准差也小于0.15°,优于AKF算法。

4　结束语

本文首先使用互补滤波将陀螺仪和加速度计、磁力计数据进行自适应融合,然后将融合后的数据增量作为卡尔曼滤波器的观测量进行自适应姿态和噪声估计。实验结果表明,该算法能够较好地抑制传感器的噪声对系统的影响,提高了姿态解算的精度,能够应用于与姿态控制相关的无人机、机器人等领域。

参考文献:

[1] 陈曦.基于MEMS惯性传感器的高精度姿态测量关键技术研究[D].杭州:浙江大学,2014.

[2] 尚松田,付梦印,刘彤.单轴旋转式捷联惯导系统转位方案[J].北京理工大学学报,2011,31(11):1318-1321.

[3] SUH Y S. A smoother for attitude and position estimation using inertial sensors with zero velocity intervals[J]. IEEE Sensors Journal,2012,12(5):1255-1262.

[4] LU Y,CHENG X. Random misalignment and lever arm vector online estimation in shipborne aircraft transfer alignment[J]. Measurement,2014,47:756-764.

[5] WU Z,SUN Z,ZHANG W,et al. A novel approach for attitude estimation based on MEMS inertial sensors using nonlinear complementary filters[J]. IEEE Sensors Journal,2016,16(10):3856-3864.

[6] CAPPELLO F,RAMASAMY S,SABATINI R. A low-cost and high performance navigation system for small RPAS applications[J]. Aerospace Science and Technology,2016,58:529-545.

[7] LEE B,YUN S,LEE H K,et al. An efficient attitude reference system design using velocity differential vectors under weak acceleration dynamics[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences,2016,17(2):222-231.

[8] WANG D,LV H,WU J. In-flight initial alignment for small UAV MEMS-based navigation via adaptive unscented Kalman filtering approach[J]. Aerospace Science and Technology,2017,61:73-84.

[9] 秦永元.惯性导航[M].北京:科学出版社,2014:130-136.

[10] 张欣.多旋翼无人机的姿态与导航信息融合算法研究[D].长春:长春光学精密机械与物理研究所,2015:43-44.

(下转第469页)