

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802054

## 基于自适应CKF的姿态数据融合算法\*

王鑫 张丽杰

(内蒙古工业大学 电力学院 呼和浩特 010051)

**摘要:** 为了提高基于MEMS惯性传感器的捷联惯性导航系统姿态解算的精度,提出了一种自适应容积卡尔曼滤波(CKF)数据融合算法。该数据融合算法将姿态四元数作为系统状态,将加速度计信息和磁力计信息作为系统观测量,对系统过程噪声矩阵和观测噪声矩阵进行实时的自适应估计,解决了因系统噪声突变引起的姿态解算精度急剧下降的问题。实验结果表明,采用自适应CKF数据融合算法比单纯基于陀螺仪的捷联姿态解算精度有明显的提高,在载体动态时测得的横滚角和俯仰角误差在 $1^\circ$ 以内,航向角误差在 $2^\circ$ 以内。

**关键词:** 四元数;捷联姿态解算;系统噪声;自适应容积卡尔曼滤波

**中图分类号:** TP212;TN96.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.35

## Attitude data fusion algorithm based on adaptive CKF

Wang Xin Zhang Lijie

(College of Electric Power, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010051, China)

**Abstract:** In order to improve the precision of attitude calculation of strapdown inertial navigation system based on MEMS inertial sensor, an adaptive cubature Kalman filter (CKF) data fusion algorithm is proposed. The data fusion algorithm takes the attitude quaternion as the system state, uses the accelerometer information and the magnetometer information as the system observation, and performs real-time adaptive estimation on the system process noise matrix and the observed noise matrix to solve the problem of rapid descent of attitude calculation accuracy caused by the sudden change of system noise. The experimental results show that the adaptive CKF data fusion algorithm is significantly better on calculation accuracy than the gyroscope-based strapdown attitude calculation. The roll and pitch angle errors measured in the carrier dynamics are within  $1^\circ$  and the heading angle error is within  $2^\circ$ .

**Keywords:** quaternion; attitude calculation of strapdown; system noise; adaptive cubature Kalman filter

## 0 引言

载体姿态信息包括俯仰角、横滚角和航向角,准确的姿态信息是机器人、小型飞行器是实现自主导航与控制的前提。姿态角通常可以由陀螺仪、加速度计和磁力计等惯性传感器的数据解算获得。由陀螺仪数据可获得三轴的姿态角信息,其具有短期精度较高、动态性能好的优点,但由于受陀螺仪的精度和漂移问题限制,在捷联姿态解算的积分运算中会产生随时间累加的误差,造成解算出的姿态呈发散趋势<sup>[1]</sup>;由加速度计数据计算得到的姿态信息在载体静态时精度较高,但如果载体在动态时具有运动加速度,则会造成姿态信息有不可信的情况;由磁力计数据可以求解载体的航向角,但磁力计易受磁场干扰,求解精度波动较大。

数据融合算法可对多种传感器的测量数据进行融合,充分利用单个传感器在姿态计算时的优点,弥补各自的不足,提高了复杂环境下载体的姿态解算精度。文献[2-4]提出了利用卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)对多惯性传感器进行数据融合,融合后的姿态数据在动静态比单一惯性传感器得到的姿态数据在精度上均有一定的提高;文献[5]针对姿态解算中的非线性问题,提出采用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法进行姿态数据融合,该算法相对KF算法提高了滤波精度,但EKF算法舍入误差较大,且并未考虑系统噪声突变和运动加速度的影响。

针对由MEMS传感器测量数据进行捷联姿态解算精度较低的问题,本文提出采用自适应CKF算法对多传感器数据进行融合。自适应CKF算法利用容积准则获得一组等权值的容积点来逼近系统状态的后验分布,提高对非线性

收稿日期:2018-09-13

\* 基金项目:国家自然科学基金地区项目(61663034)、内蒙古重大基础研究开放课题项目(机电控制重点实验室)资助

性系统的滤波精度;利用 Sage-Husa 噪声估计算法对系统过程噪声和观测噪声进行实时估计,在系统具有运动加速度或噪声干扰时自动调整噪声矩阵,保证滤波精度,提高滤波算法的自适应能力。

## 1 姿态四元数解算算法

### 1.1 姿态的四元数表示

在捷联惯性导航系统中,惯性传感器是沿载体坐标系(b系)安装的,其只能测得沿 b 系 3 个轴的分量。为了能够解算得到载体的姿态角,需要将惯性传感器测得的三轴分量转换到导航坐标系(n系)中。n 系和 b 系间的旋转变换关系如图 1 所示,可用以下方向余弦矩阵  $C_b^n$  来描述<sup>[6]</sup>。

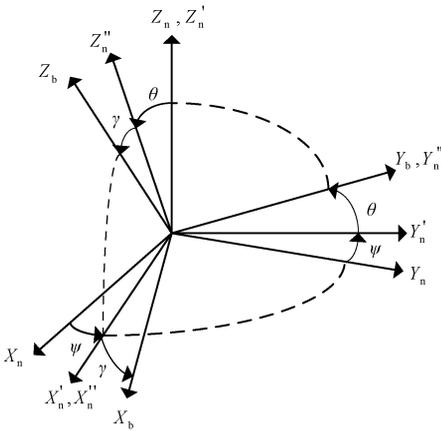


图 1 n 系和 b 系转换关系

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

式中: $\theta$  为俯仰角,其定义域为  $(-90^\circ, 90^\circ)$ ;  $\gamma$  为横滚角,其定义域为  $(-180^\circ, 180^\circ)$ ;  $\psi$  为航向角,其定义域为  $(0^\circ, 360^\circ)$ 。常用的姿态矩阵表示方法有方向余弦法、欧拉角变换法和四元数法,本文选用四元数法来表示姿态。定义四元数为:

$$q = q_0 + q_1i + q_2j + q_3k \quad (2)$$

则式(1)可用四元数表示为<sup>[7]</sup>:

$$C_b^n = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

将式(3)进一步写为:

$$C_b^n = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} & T_{13} \\ T_{21} & T_{22} & T_{23} \\ T_{31} & T_{32} & T_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

由式(1)和(4)之间的对应关系,可计算得到姿态角的

主值为:

$$\begin{cases} \theta_{\pm} = \arcsin(T_{32}) \\ \gamma_{\pm} = \arctan\left(-\frac{T_{31}}{T_{33}}\right) \\ \psi_{\pm} = \arctan\left(-\frac{T_{12}}{T_{22}}\right) \end{cases} \quad (5)$$

根据姿态角的定义域和主值定义域,可得姿态角的真值为<sup>[8]</sup>:

$$\begin{cases} \theta = \theta_{\pm} \\ \gamma = \begin{cases} \gamma_{\pm}, T_{33} > 0 \\ \gamma_{\pm} + \pi, T_{33} < 0, \gamma_{\pm} < 0 \\ \gamma_{\pm} - \pi, T_{33} < 0, \gamma_{\pm} > 0 \end{cases} \\ \psi = \begin{cases} \psi_{\pm}, T_{22} > 0, \psi_{\pm} > 0 \\ \psi_{\pm} + 2\pi, T_{22} > 0, \psi_{\pm} < 0 \\ \psi_{\pm} + \pi, T_{22} < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

### 1.2 姿态更新

实时更新的姿态矩阵可以描述载体姿态的变化。为了实时地获得载体的姿态角,需要求解四元数运动学微分方程:

$$\dot{q} = \frac{1}{2}q \cdot \omega_{nb}^b \quad (7)$$

式中: $\omega_{nb}^b$  是姿态矩阵速率,可以通过陀螺仪测得的角速率  $\omega_{ib}^b$ 、地球角速率在 b 系中的投影分量  $\omega_{ie}^b$  和 n 系相对地球坐标系的角速率在 b 系中的投影分量  $\omega_{en}^b$  求得。

$$\omega_{nb}^b = \omega_{ib}^b - \omega_{ie}^b - \omega_{en}^b \quad (8)$$

用  $\omega_{nb}^b$  的三轴分量来描述四元数运动学微分方程,则式(7)可进一步写为:

$$\begin{bmatrix} \dot{q}_0 \\ \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\omega_{nbx}^b & -\omega_{nby}^b & -\omega_{nbz}^b \\ \omega_{nbx}^b & 0 & \omega_{nbz}^b & -\omega_{nby}^b \\ \omega_{nby}^b & -\omega_{nbz}^b & 0 & \omega_{nbx}^b \\ \omega_{nbz}^b & \omega_{nby}^b & -\omega_{nbx}^b & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} \quad (9)$$

在求解四元数微分方程时通常有角增量法和数值积分法两种,本文采用四阶的角增量法求解四元数微分方程。在惯性器件的一个采样周期内,陀螺仪输出的角速率与采样间隔时间的乘积即为一个角增量,即  $\Delta\theta = \int_t^{t+T} \omega_{ib}^b dt$ 。则四阶的四元数微分方程求解公式为:

$$q(k+1) = \left( \left[ 1 - \frac{\Delta\theta_0^2}{8} - \frac{\Delta\theta_0^4}{384} \right] I + \left[ \frac{1}{2} - \frac{\Delta\theta_0^2}{48} \right] [\Delta\theta] \right) q(k) \quad (10)$$

式中: $\Delta\theta_0^2$  为三轴角增量的平方和。将解算出的四元数代入式(3),即可得到更新后的姿态矩阵  $C_b^n$ ,再由式(5)可得更新后的姿态角。

## 2 姿态数据融合算法设计

### 2.1 数据融合方案设计

为了综合陀螺仪、加速度计、磁力计在求解姿态时的优

点,弥补其各自的不足,本文设计了基于自适应CKF的姿态数据融合方案,如图2所示。选用四元数作为系统状态,即  $\mathbf{x} = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$ ; 选用三轴加速度和航向角作为观测向量,即  $\mathbf{z} = [a_x, a_y, a_z, \psi]^T$ ; 选用CKF作为多传感器的数据融合算法,同时考虑到加速度计数据在载体处于动态时存在运动加速度,磁力计数据在磁场环境下误差较大,导致系统的过程噪声和量测噪声会实时变化,采用Sage-Husa噪声估计算法对系统噪声进行实时估计。Sage-Husa噪声估计算法具有对系统先验噪声统计特性依赖较小、计算量小、稳定性和精度较高等优点<sup>[9]</sup>。在加速度计和磁力计数据受载体运动或环境影响噪声增大时,实时的噪声估计可以调节卡尔曼增益,以此来调节状态预测和观测量在状态估计中的比例。

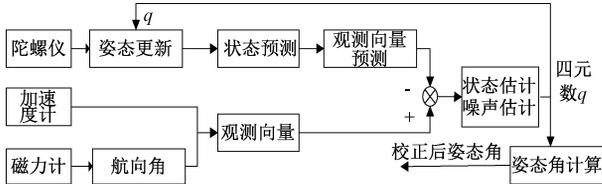


图2 姿态数据融合原理

由式(10)可确定图2中状态预测模块中的系统状态矩阵为:

$$\mathbf{F} = \left( \left[ 1 - \frac{\Delta\theta_0^2}{8} - \frac{\Delta\theta_0^4}{384} \right] \mathbf{I} + \left[ \frac{1}{2} - \frac{\Delta\theta_0^2}{48} \right] [\Delta\theta] \right) \quad (11)$$

设图2中观测向量预测模块中的观测函数为  $h(\mathbf{x}) = [a_x, a_y, a_z, \psi]^T$ , 其中  $\mathbf{x}$  为状态量  $[q_0, q_1, q_2, q_3]^T$ , 则载体三轴加速度和航向角的预测值可由系统状态中的四元数求得<sup>[10-11]</sup>:

$$\begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} = \mathbf{C}_n^b \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ |g| \end{bmatrix} = |g| \cdot \begin{bmatrix} 2q_1q_3 - 2q_0q_2 \\ 2q_0q_1 - 2q_2q_3 \\ q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\psi = \arctan(2(q_1q_2 + q_0q_3)/(q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2)) \quad (13)$$

## 2.2 自适应CKF算法在姿态融合中的应用

CKF的基本思想是首先选取  $2n$  个等权值的容积点计算高斯权重积分,得出容积点集合  $\{\xi_i, w_i\}$ , 其次通过时间更新求当前时刻的状态预测值和状态误差协方差预测值,最后再通过量测更新求出当前时刻的状态估计值和状态误差协方差估计值<sup>[12]</sup>。Sage-Husa噪声估计算法利用前一时刻的噪声矩阵和当前时刻的系统参数矩阵、增益矩阵和新闻息来递推估计当前的噪声矩阵,实现系统噪声的实时在线估计。自适应CKF是在CKF的基础上,通过Sage-Husa时变噪声估计器,实时估计和修正系统噪声的统计特性,从而达到降低模型误差,提高滤波精度的目的。自适应CKF算法的计算步骤如下。

### 1) 初始化

(1)由加速度计数据求得载体初始  $\theta$  和  $\gamma$  为<sup>[13]</sup>:

$$\begin{cases} \theta = \arcsin(-a_x/g) \\ \gamma = \arctan(a_y/g) \end{cases} \quad (14)$$

考虑载体倾斜后出现的  $\gamma$  和  $\theta$ , 为计算载体航向角,需要将磁力计在 b 系测得的三轴分量进行修正,修正公式如下:

$$\begin{cases} m_x^b = m_x^b \cos\theta + m_y^b \sin\theta \sin\gamma + m_z^b \sin\theta \cos\gamma \\ m_y^b = m_y^b \cos\gamma - m_z^b \sin\gamma \end{cases} \quad (15)$$

则用修正后的磁力计数据求得载体初始航向角为:

$$\psi = \arctan(m_y^b/m_x^b) \quad (16)$$

(2)由载体初始姿态角求系统初始四元数:

$$\begin{cases} q_0 = \cos(\psi/2)\cos(\gamma/2)\cos(\theta/2) + \sin(\psi/2)\sin(\gamma/2)\sin(\theta/2) \\ q_1 = \cos(\psi/2)\cos(\gamma/2)\sin(\theta/2) - \sin(\psi/2)\sin(\gamma/2)\cos(\theta/2) \\ q_2 = \cos(\psi/2)\sin(\gamma/2)\cos(\theta/2) + \sin(\psi/2)\cos(\gamma/2)\sin(\theta/2) \\ q_3 = \cos(\psi/2)\sin(\gamma/2)\sin(\theta/2) - \sin(\psi/2)\cos(\gamma/2)\cos(\theta/2) \\ q_4 = \sin(\psi/2)\cos(\gamma/2)\cos(\theta/2) - \cos(\psi/2)\sin(\gamma/2)\sin(\theta/2) \end{cases} \quad (17)$$

(3)初始化协方差矩阵  $\mathbf{P}$ 、过程噪声矩阵  $\mathbf{Q}$  和观测噪声矩阵  $\mathbf{R}$  为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{E}[\mathbf{x}_0] \\ \mathbf{P}_0 = \mathbf{E}[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \end{cases} \quad (18)$$

$$\mathbf{Q}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times 10^{-4} \quad (19)$$

$$\mathbf{R}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

### 2) 状态预测

(1)采样点计算。令  $\bar{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ ,  $\mathbf{P}_x = \mathbf{P}_{k-1}$ , 根据3阶球面-径向容积准则,采用  $2n$  个采样点近似系统非线性函数的统计特性。采样点及其权重计算方式如下<sup>[14]</sup>:

$$\begin{cases} \xi_i = \bar{\mathbf{x}} + \sqrt{n\mathbf{P}_x} \mathbf{e}_i, & \omega_i = 1/2n \\ \xi_{i+n} = \bar{\mathbf{x}} - \sqrt{n\mathbf{P}_x} \mathbf{e}_i, & \omega_{i+n} = 1/2n \end{cases} \quad (21)$$

式中:  $i = 1, 2, \dots, n$  ( $n$  为系统维数),  $\mathbf{e}_i \in \mathbf{R}^n$  表示第  $i$  个元素为 1 的单位向量。

(2)采样点预测

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1} = f(\xi_{i,k-1}), i = 1, 2, \dots, 2n \quad (22)$$

式中:  $f(x)$  为式(10)所表示的函数。

(3)状态预测:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^L \omega_i \mathbf{X}_{i,k|k-1} \quad (23)$$

(4) 状态预测误差的协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^L \omega_i (\mathbf{X}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\mathbf{X}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (24)$$

3) 观测量预测

(1) 令  $\bar{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ ,  $\mathbf{P}_x = \mathbf{P}_{k|k-1}$ , 按照式(21)的采样方式获得采样点  $\xi_{i,k|k-1}$  ( $i = 1, 2, \dots, 2n$ ) 及其相应权重。

(2) 观测向量的预测为:

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^L \omega_i h(\xi_{i,k|k-1}) \quad (25)$$

式中: 观测函数  $h(x)$  如式(12)和(13)所示。

(3) 新息的协方差计算:

$$\mathbf{P}_{z_x, k|k-1} = \sum_{i=1}^L \omega_i (h(\xi_{i,k|k-1}) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})(h(\xi_{i,k|k-1}) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T + \mathbf{R}_{k|k-1} \quad (26)$$

(4) 状态与观测向量之间的互协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{x_z, k|k-1} = \sum_{i=1}^L \omega_i (\xi_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(h(\xi_{i,k|k-1}) - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T \quad (27)$$

(5) 卡尔曼滤波增益计算:

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}_{x_z, k|k-1} \mathbf{P}_{z_x, k|k-1}^{-1} \quad (28)$$

4) 状态估计、噪声估计

(1) 状态估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \quad (29)$$

式中:  $\mathbf{z}_k$  为系统观测量, 其中航向角  $\psi$  的测量值由式(16)计算。

(2) 协方差矩阵更新:

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K} \mathbf{P}_{z_x, k|k-1} \mathbf{K}^T \quad (30)$$

(3) 观测噪声和过程噪声估计<sup>[15]</sup>:

$$\mathbf{R}_k = (1 - d_k) \mathbf{R}_{k-1} + d_k ((\mathbf{I} - \mathbf{H}_k \mathbf{K}) \bar{\mathbf{z}}_k \bar{\mathbf{z}}_k^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}_k \mathbf{K})^T + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T) \quad (31)$$

$$\mathbf{Q}_k = (1 - d_k) \mathbf{Q}_{k-1} + d_k (\mathbf{K} \bar{\mathbf{z}}_k \bar{\mathbf{z}}_k^T \mathbf{K}^T + \mathbf{P}_k - \mathbf{F}_k \mathbf{P}_k \mathbf{F}_k^T) \quad (32)$$

式中:  $\bar{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ ,  $d_k = (1 - b)/(1 - b^{k+1})$ ,  $0 < b < 1$ ,  $b$  为遗忘因子, 取值为 0.995。  $\mathbf{H}_k$  为  $h(x_k)$  在  $x_k$  处的偏导,

即  $\mathbf{H}_k = \frac{\partial h(x)}{\partial x}$ 。

### 3 实验及结果分析

#### 3.1 实验方案

本文选用 ADI 公司的 ADIS16405 MEMS 惯性测量单元和 TMS320C6748 DSP 构建实验系统进行实验。ADIS16405 可提供三轴陀螺仪、三轴加速度计和三轴磁力计数据, 其内部集成了动态补偿和校准程序, 可提供持续稳定的测量输出。用 DSP 采集 ADIS16405 的九轴惯性数据, 采集频率为 100 Hz, 将 DSP 采集后的数据发送到 PC 端,

在 MATLAB 中进行姿态数据融合算法实验。将 DSP 和 ADIS16405 固定在转台上, 使 ADIS16405 的 X 轴、Y 轴和 Z 轴分别指向东向、北向和天向, 安装如图 3 所示。在转台上进行定角旋转和三轴摇摆实验, 并与依据陀螺仪的捷联姿态解算数据和转台理论数据进行分析比较。

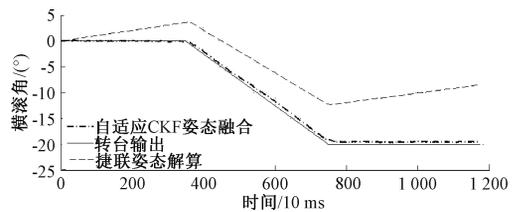


图 3 实验系统安装图

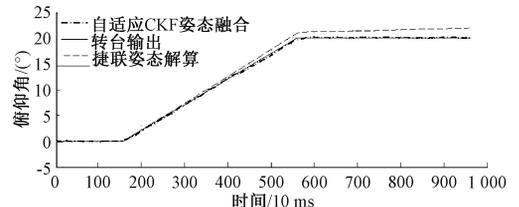
#### 3.2 实验结果与分析

##### 1) 固定角旋转实验

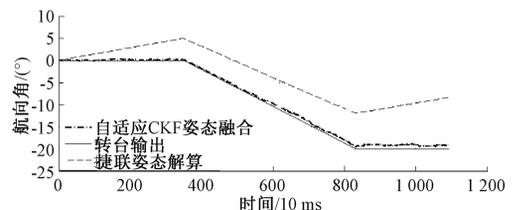
设置转台分别绕东向、北向和天向由静止旋转  $20^\circ$ , 转动加速度为  $5^\circ/s^2$ , 自适应 CKF 姿态融合算法、捷联姿态解算及转台理论输出的姿态角对比如图 4 所示。由图 4 可知, 捷联姿态解算出的姿态角在 10 s 内均出现了不同程度的发散, 而融合后的姿态没有发散。融合后的姿态均方根误差如表 1 所示。由表 1 可知, 融合后的姿态误差均不超过  $1^\circ$ 。



(a) 横滚角



(b) 俯仰角



(c) 航向角

图 4 定角旋转实验结果

表1 定角旋转实验姿态角均方根误差 (°)

参数	$\gamma$	$\theta$	$\psi$
RMSE	0.435 5	0.150 1	0.518 5

## 2) 摇摆实验

设置转台摇摆幅度为  $20^\circ$ , 摇摆频率为 0.5 Hz, 测得 60 s 的摇摆数据。由于转台在起始摇摆和终止摇摆时摇摆幅度不满足要求, 所以选取中间 46 s 的惯性测量单元数据进行算法实验, 结果如图 5 所示。由图 5 可知, 捷联姿态解算出的姿态发散, 由自适应 CKF 算法融合后的姿态数值稳定。在转台来回摆动的临界点时, 载体运动加速度达到最大, 使得融合后的姿态角误差也达到最大, 但在摇摆过程中, 融合后的姿态角误差迅速减小, 说明本文提出的自适应 CKF 姿态数据融合算法在载体持续的运动过程中也是有效的。由自适应 CKF 算法融合后姿态角的均方根误差如表 2 所示。由表 2 可知, 横滚角  $\gamma$  和俯仰角  $\theta$  的误差在  $1^\circ$  以内, 航向角  $\psi$  的误差在  $2^\circ$  以内。

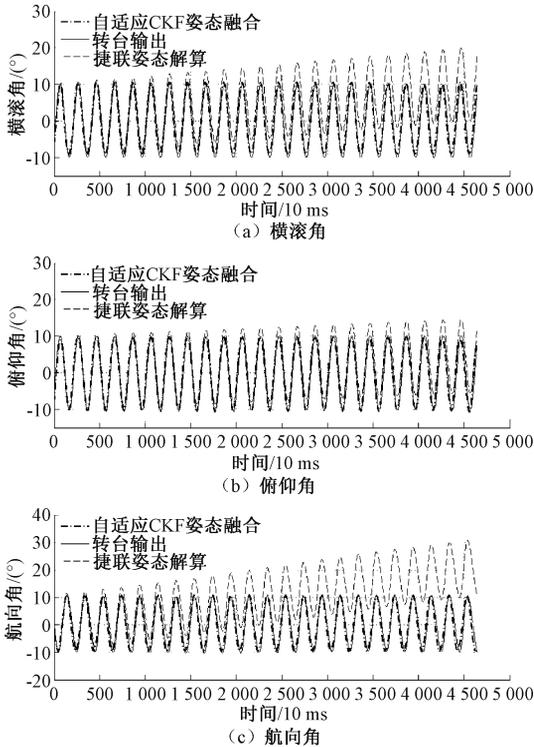


图5 摇摆实验结果

表2 摇摆实验中融合后姿态角均方根误差 (°)

参数	$\gamma$	$\theta$	$\psi$
RMSE	0.891 9	0.668 6	1.901 4

## 4 结 论

本文提出了基于自适应 CKF 的姿态数据融合算法, 在解算姿态时, 将陀螺仪、加速度计和磁力计的测量数据进行了融

合, 以提高姿态解算的精度。在数据融合过程中, 实时在线估计系统的观测噪声和过程噪声, 使数据融合算法的自适应能力更强。利用 ADIS16405 惯性测量单元和 DSP 组成的实验系统在转台上分别做了定角旋转实验和三轴摇摆实验, 实验结果表明, 所设计的姿态数据融合算法融合了多个传感器的优点, 在载体状态改变和持续运动时均有较高的精度。

## 参考文献

- [1] 孙金秋, 游有鹏, 傅忠云. 基于共轭梯度法和互补滤波相结合的姿态解算算法[J]. 传感技术学报, 2014, 27(4): 524-528.
- [2] 杨丹, 刘小平, 胡凌燕. 基于多传感器信息融合的机器人姿态测量系统[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(6): 1681-1686.
- [3] 徐梓皓, 周召发, 孙立江. 基于卡尔曼滤波器的姿态角测量系统设计[J]. 电子测量技术, 2014, 37(1): 1-4.
- [4] WANG X, BAI R, CUI X, et al. Research on data fusion algorithm for attitude detection systems based on MEMS and magnetoresistive sensors [C]. International Conference on Advanced Infocomm Technology, IEEE, 2018.
- [5] 贾瑞才. 基于四元数 EKF 的低成本 MEMS 姿态估计算法[J]. 传感技术学报, 2014, 27(1): 90-95.
- [6] HUANG Y, GONG J, YAO T, et al. High accuracy extend Kalman filter for posture measurement based on attitude and heading reference system [C]. IEEE International Conference on Real-Time Computing and Robotics, IEEE, 2017: 262-266.
- [7] 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 & Measurement, 2013, 62(3): 590-598.
- [8] 秦永元. 惯性导航[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
- [9] 李宁, 祝瑞辉, 张勇刚. 基于 Sage-Husa 算法的自适应平方根 CKF 目标跟踪方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(10): 1899-1905.
- [10] 王传江, 王栋, 侯鹏亮, 等. 基于四元数互补滤波算法的前臂假肢手部平衡系统设计[J]. 机器人技术与应用, 2018(1): 34-37.
- [11] WU Z, SHI Z, LIU J. Multi-sensor fusion based unscented attitude estimation method for MAVs [C]. Chinese Control Conference, 2016: 5138-5142.
- [12] 陈亮, 毕天妹, 李劲松, 等. 基于容积卡尔曼滤波的发电机动态状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(16): 2706-2713.
- [13] 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.
- [14] 杨澜, 惠飞, 穆柯楠, 等. 融合 GPS/SINS 的容积卡尔曼滤波智能车位置姿态估计方法[J]. 中国科技论文, 2017, 12(14): 1621-1626.
- [15] 王冲, 曾庆军. 基于 Sage-husa 自适应滤波算法的 AUV 组合导航系统设计[J]. 电子设计工程, 2013, 21(15): 75-77, 80.

## 作者简介

王鑫, 1993 年出生, 硕士研究生, 主要研究方向为组合导航技术。

E-mail: wangxinworking@163.com