

文章编号:1004-9037(2013)06-0000-00

基于 CDKF 的飞机姿态角估计

韩 萍¹ 千浩亮¹ 何炜琨¹ Daniel Alazard²

(1. 中国民航大学智能信号与图像处理天津市重点实验室,天津,300300; 2. 法国国立航空航天大学)

摘要:针对扩展卡尔曼滤波(Extend kalman filter, EKF)在飞机姿态估计中存在着计算复杂、线性化误差大等实际问题,将一种基于 Stirling 内插公式的非线性滤波算法中心差分卡尔曼滤波算法(Central difference kalman filter, CDKF)应用于由低精度高噪声传感器组成的低成本飞机姿态估计系统中。首先建立基于四元数的飞机姿态数学模型,然后用 CDKF 方法进行姿态估计,并通过实测数据进行验证。实验结果表明,CDKF 方法不仅有效地提高了飞机姿态估计的精度和稳定性;而且不需要模型的具体解析形式,避免了复杂的 Jacobian 矩阵的计算,算法更简单,也更容易实现,优于常用的 EKF 方法。

关键词:姿态估计;四元数;中心差分卡尔曼滤波;扩展卡尔曼滤波

中图分类号:V249.32+2

文献标志码:A

法国国立航空航天大学位于法国图卢兹(Toulouse).

Aircraft Attitude Estimation Based on CDKF

Han Ping¹, Gan Haoliang¹, He Weikun¹, Daniel Alazard²

(1. Tianjin Key Lab for Advanced Signal Processing, CAUC, Tianjin, 300300, China;

2. Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace, France)

Abstract: To address the issues when the Extend kalman filter (EKF) is applied in the aircraft attitude estimation, such as high computational complexity and large linearization error, Central difference kalman filter (CDKF) based on stirling interpolation formulation is applied to the low-cost aircraft attitude estimation system being less accurate and high noisy sensors. First, the nonlinear mathematic model of aircraft attitude based on quaternion is established, then CDKF is used for attitude estimation. Experimental results with real flying data demonstrate that CDKF is superior to the commonly used EKF method. The algorithm not only improves the attitude estimation precision and stability greatly, but also avoids the computing burden of Jacobian matrices. In addition, it is more simple and easier to implement.

Key words: attitude estimation; quaternion; Central difference kalman filter(CDKF); Extend kalman filter(EKF)

CAUC改为Civil Aviation University of

China.法国国立航空航天大学只有法语,没有英文。

引 言

飞机姿态角是指飞机机体坐标系和导航坐标系之间的方位关系,通常用一组欧拉角,即航向角、俯仰角和滚转角来表示。它一方面为飞行员提供导航所需要的飞机姿态信息,另一方面也为自动驾驶仪、火力控制系统、雷达天线和航空照相机云台等机载设备提供三维姿态基准。

飞机姿态角通常用捷联惯性导航系统来测量,其方法是首先建立描述飞机姿态角的数学模型,然后选用合适的滤波估计算法去除噪声,得到最优姿态角的估计。由于描述飞机姿态角的数学模型存在着严重的非线性,对于非线性滤波,扩展卡尔曼滤波(Extend kalman filter, EKF)应用最为广泛^[1-3]。该方法通过对非线性函数的泰勒级数展开式进行一阶线性化截断,从而将非线性问题转换为线性问题。但当非线性函数泰勒级数展开式的高

基金项目:国家自然科学基金与中国民用航空局联合(60979002)资助项目;中央高校基金(ZXH2012D001)资助项目;中国民航大学科研基金(2012KYE03)资助项目。

收稿日期:2012-06-08;**修订日期:**2012-10-17

阶项无法忽略时, EKF 会导致很大的线性化误差, 造成滤波器精度降低, 甚至发散。尤其在传感器精度较低, 数据噪声较大的情况下, EKF 的滤波效果更差。

中心差分卡尔曼滤波(Central difference kalman filter, CDKF)克服了 EKF 方法的缺点, 它采用 Stirling 内插公式对非线性函数进行多项式逼近, 滤波时不需要系统模型的具体解析形式, 并充分考虑了随机变量的噪声统计特性, 具有比 EKF 更小的线性化误差和更高的滤波精度^[4-6]。目前, CDKF 已经在很多领域得到了应用^[7-9]。本文将 CDKF 方法应用于基于四元数飞机姿态模型的求解, 利用从实际飞机模型上获取的飞行数据进行实验, 并将实验结果与 EKF 算法相比较, 结果证明, 在传感器精度低, 数据噪声大的情况下, CDKF 方法估计精度更高, 误差更小。

1 中心差分卡尔曼滤波方法

1.1 中心差分变换

中心差分变换^[4]是 CDKF 滤波器的基础, 它是一种基于差值理论的非线性变换方法, 用于解决随机变量经过非线性变换后, 求解均值和方差等统计量的问题。它采用 Stirling 差值公式代替泰勒展开式中的一阶、二阶导数, 用多项式逼近非线性函数导数, 从而避免复杂的求导运算。

设 n 维随机变量 \mathbf{x} 的均值为 $\bar{\mathbf{x}}$, 方差为 \mathbf{P}_x , $\mathbf{y} = f(\mathbf{x})$ 为关于 \mathbf{x} 的非线性函数, $f(\mathbf{x})$ 在点 $\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}}$ 处的二阶泰勒展开式

$$\mathbf{y} = f(\bar{\mathbf{x}}) + (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \frac{df(\bar{\mathbf{x}})}{d\mathbf{x}} + \frac{1}{2!} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^2 \frac{d^2 f(\bar{\mathbf{x}})}{d\mathbf{x}^2} \quad (1)$$

利用 Stirling 差值公式将非线性函数按中心差分形式展开, 可以近似式(1)中的导数项, 得到非线性方程的另外一种近似表达式

$$\mathbf{y} \approx f(\bar{\mathbf{x}}) + \tilde{D}_{\Delta x} f + \frac{1}{2!} \tilde{D}_{\Delta x}^2 f \quad (2)$$

式中: $\tilde{D}_{\Delta x}$, $\tilde{D}_{\Delta x}^2$ 分别为一阶、二阶中心差分算子, 定义如下

$$\tilde{D}_{\Delta x} f = \frac{1}{h} \left[\sum_{i=1}^n \Delta x_i \mu_i \delta_i \right] f(\bar{\mathbf{x}}) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \tilde{D}_{\Delta x}^2 f = & \frac{1}{h^2} \left[\sum_{i=1}^n \Delta x_i^2 \delta_i^2 + \right. \\ & \left. \sum_{j=1}^n \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n \Delta x_j \Delta x_k (\mu_j \delta_j) (\mu_k \delta_k) \right] f(\bar{\mathbf{x}}) \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\Delta x_i = (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})_i$ 为 $(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})$ 的第 i 个分量, μ_i , δ_i , δ_i^2 分别为

$$\mu_i f(\bar{\mathbf{x}}) = \frac{1}{2} \left[f(\bar{\mathbf{x}} + \frac{h}{2} \mathbf{e}_i) + f(\bar{\mathbf{x}} - \frac{h}{2} \mathbf{e}_i) \right] \quad (5)$$

$$\delta_i f(\bar{\mathbf{x}}) = f(\bar{\mathbf{x}} + \frac{h}{2} \mathbf{e}_i) - f(\bar{\mathbf{x}} - \frac{h}{2} \mathbf{e}_i) \quad (6)$$

$$\delta_i^2 f(\bar{\mathbf{x}}) = \frac{1}{2} \left[f(\bar{\mathbf{x}} + \frac{h}{2} \mathbf{e}_i) + f(\bar{\mathbf{x}} - \frac{h}{2} \mathbf{e}_i) - 2f(\bar{\mathbf{x}}) \right] \quad (7)$$

式中: h 为中心差分区间的长度, 对于高斯分布而言, 其最优为 $\sqrt{3}$, \mathbf{e}_i 为 n 维欧式空间中的自然基底矢量, 即第 i 个元素为 1, 其余元素为 0 的单位向量。

1.2 中心差分卡尔曼滤波算法

CDKF 属于最近发展的 Sigma 点 kalman 滤波(Sigma points kalman filter, SPKF)算法家族的一员^[10]。它通过 Sigma-point 方法来实现中心差分变换, 即采用一种确定性采样方法生成一组带权采样点(称为 Sigma 点), 将采样点直接通过非线性函数来估计状态的均值和协方差。

设非线性系统为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = F(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = H(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 是 k 时刻的系统 n 维状态向量; $F(\cdot)$ 是非线性的状态转移函数; \mathbf{w}_k 是 n 维的加性高斯过程噪声, 其均值为零, 协方差矩阵为 \mathbf{Q}_k ; $\mathbf{y}_k \in \mathbf{R}^m$ 是 k 时刻系统的 m 维观测向量; $H(\cdot)$ 是非线性的观测函数; \mathbf{v}_k 是 m 维加性高斯量测噪声, 其均值为零, 协方差矩阵为 \mathbf{R}_k 。将中心差分变换应用于该非线性模型的状态估计, 得到 CDKF 算法如下:

(1) 初始化

状态矢量 $\hat{\mathbf{x}}$ 及其误差协方差矩阵 \mathbf{P}_x 的初值分别为

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0], \mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \quad (9)$$

(2) 构造时间更新所需的 sigma 点集

$$\mathbf{x}_{k-1} = [\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + h\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}\hat{\mathbf{x}}_{k-1} - h\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}] \quad (10)$$

式中: h 为中心差分区间的长度。

(3) 时间更新

将 sigma 点通过非线性状态方程 $F(\cdot)$ 进行变换。

$$\boldsymbol{\chi}_{k/k-1}^* = F(\boldsymbol{\chi}_{k-1}) \quad (11)$$

由变换后的点集可计算状态一步预测 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k/k-1}$ 和误差协方差阵 $\boldsymbol{P}_{k/k-1}$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m \boldsymbol{\chi}_{i,k/k-1}^* \quad (12)$$

$$\boldsymbol{P}_{k/k-1} = \sum_{i=1}^n [\omega_i^{c_1} (\boldsymbol{\chi}_{i,k/k-1}^* - \boldsymbol{\chi}_{n+i,k/k-1}^*) (\boldsymbol{\chi}_{i,k/k-1}^* - \boldsymbol{\chi}_{n+i,k/k-1}^*)^T + \omega_i^{c_2} (\boldsymbol{\chi}_{i,k/k-1}^* + \boldsymbol{\chi}_{n+i,k/k-1}^* - 2\boldsymbol{\chi}_{0,k/k-1}^*) \times (\boldsymbol{\chi}_{i,k/k-1}^* + \boldsymbol{\chi}_{n+i,k/k-1}^* - 2\boldsymbol{\chi}_{0,k/k-1}^*)^T] + \boldsymbol{Q}_{k-1} \quad (13)$$

其中

$$\omega_0^m = \frac{h^2 - n}{h^2} \quad \omega_i^m = \frac{1}{2h^2} (i=1, \dots, 2n)$$

$$\omega_i^{c_1} = \frac{1}{4h^2} \quad \omega_i^{c_2} = \frac{h^2 - 1}{4h^4} (i=1, \dots, n)$$

(4) 构造量测更新所需的 sigma 点集

$$\boldsymbol{\chi}_{k/k-1} = [\hat{\boldsymbol{x}}_{k/k-1}, \hat{\boldsymbol{x}}_{k/k-1} + h\sqrt{\boldsymbol{P}_{k/k-1}}, \hat{\boldsymbol{x}}_{k/k-1} - h\sqrt{\boldsymbol{P}_{k/k-1}}] \quad (14)$$

(5) 量测更新

将每个 sigma 点通过非线性观测方程 $H(\cdot)$ 进行变换

$$\boldsymbol{y}_{k/k-1}^* = H(\boldsymbol{\chi}_{k/k-1}) \quad (15)$$

加权得到量测的一步预测 $\boldsymbol{y}_{k/k-1}$ 及自协方差阵 \boldsymbol{P}_{y_k} 和互协方差阵 $\boldsymbol{P}_{x_k y_k}$

$$\boldsymbol{y}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m \boldsymbol{y}_{i,k/k-1}^* \quad (16)$$

$$\boldsymbol{P}_{y_k} = \sum_{i=1}^n [\omega_i^{c_1} (\boldsymbol{y}_{i,k/k-1}^* - \boldsymbol{y}_{n+i,k/k-1}^*) (\boldsymbol{y}_{i,k/k-1}^* - \boldsymbol{y}_{n+i,k/k-1}^*)^T + \omega_i^{c_2} (\boldsymbol{y}_{i,k/k-1}^* + \boldsymbol{y}_{n+i,k/k-1}^* - 2\boldsymbol{y}_{0,k/k-1}^*) \times (\boldsymbol{y}_{i,k/k-1}^* + \boldsymbol{y}_{n+i,k/k-1}^* - 2\boldsymbol{y}_{0,k/k-1}^*)^T] + \boldsymbol{R}_k \quad (17)$$

$$\boldsymbol{P}_{x_k y_k} = \sqrt{\omega_i^{c_1} \boldsymbol{P}_{k/k-1}} (\boldsymbol{y}_{1,n,k/k-1}^* - \boldsymbol{y}_{n+1,2n,k/k-1}^*)^T \quad (18)$$

计算滤波增益 \boldsymbol{K}_k

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{x_k y_k} \boldsymbol{P}_{y_k}^{-1} \quad (19)$$

系统状态和协方差更新

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k = \hat{\boldsymbol{x}}_{k/k-1} + \boldsymbol{K}_k (\boldsymbol{y}_k - \boldsymbol{y}_{k/k-1}) \quad (20)$$

$$\boldsymbol{P}_k = \boldsymbol{P}_{k/k-1} - \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{P}_{y_k} \boldsymbol{K}_k^T \quad (21)$$

2 飞机姿态估计系统建模

文中用于实验飞行的飞机模型上装有美国 CH Robotics 公司生产的 CHR-6 dm AHRS 传感器和法国 SBG Systems 公司生产的 SBG AHRS 传感器,如图 1 所示。它们均含有正交的三轴陀螺仪、三轴加速度计和三轴磁强计,工作于捷联方式。三轴陀螺仪测量飞机 3 个轴向的转动角速率;三轴

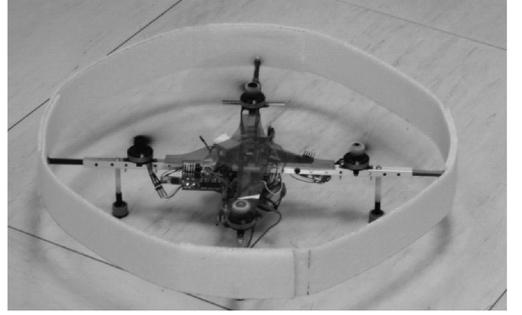


图 1 装有 SBG 和 CHR 传感器的实验用飞机

加速度计测量重力加速度在机体坐标系下 3 个轴向的分量;三轴磁强计测量磁场矢量在机体坐标系下 3 个轴向的分量。低成本固态陀螺仪的性能较低,只能在很短的时间内保证测量精度。利用加速度计和磁强计对地球重力场和地磁场的测量值补偿陀螺仪的漂移,可以提高系统的精度,增强系统的鲁棒性。

2.1 四元数与运动学方程

四元数法是飞机姿态描述的一种常用方法,它不仅全局非奇异,而且运动学方程是双线性的。定义姿态四元数 $\boldsymbol{q}_u = [a \ \boldsymbol{\rho}^T]^T$, 其中 $\boldsymbol{\rho} = [b \ c \ d]^T$ 为向量部分, a 为标量部分。且有 $\boldsymbol{q}_u \boldsymbol{q}_u^T = \boldsymbol{q}_u^2 = \boldsymbol{\rho}^T \boldsymbol{\rho} + a^2 = 1$ 。

由刚体转动理论,得姿态四元数运动方程^[11]

$$\dot{\boldsymbol{q}}_u = \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) \boldsymbol{q}_u \quad (22)$$

$$\text{式中: } \boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) = \begin{bmatrix} 0 & -p & -q & -r \\ p & 0 & r & -q \\ q & -r & 0 & p \\ r & q & -p & 0 \end{bmatrix}, \dot{\boldsymbol{q}}_u \text{ 为 } \boldsymbol{q}_u \text{ 的}$$

微分, $\boldsymbol{\omega} = [p \ q \ r]^T$, p, q, r 分别为机体坐标系下绕 x, y, z 轴转动的真实角速率。求解该运动方程即可得到四元数,然后利用四元数与姿态角之间的转换关系即可求得航向角、俯仰角和滚转角

$$\begin{cases} \varphi = \text{atan2}(2(ab + cd), 1 - 2(b^2 + c^2)) \\ \theta = \text{arcsin}(2(ac - bd)) \\ \psi = \text{atan2}(2(ad + bc), 1 - 2(c^2 + d^2)) \end{cases} \quad (23)$$

式中: φ, θ 和 ψ 分别表示航向角、俯仰角和滚转角。

2.2 陀螺仪的数学模型

MEMS 陀螺仪广泛采用的模型为^[12]

$$\boldsymbol{\omega} = \boldsymbol{\omega}_g - \boldsymbol{b}, \dot{\boldsymbol{b}} = \boldsymbol{n}_b \quad (24)$$

式中: $\omega_g = [p_g \ q_g \ r_g]^T$, $\omega = [p \ q \ r]^T$ 分别为机体坐标系下陀螺仪实际输出角速率值和真实角速率值, $n_b = [n_{bp} \ n_{bq} \ n_{br}]^T$ 为零均值的高斯白噪声, 陀螺仪的速率随机游走 $b = [b_p \ b_q \ b_r]^T$ 由它们驱动。

2.3 姿态估计系统状态方程

本文用四元数来描述姿态, 同时姿态信息需要角速度, 此外为了提高姿态估计的精度, 用陀螺仪的随机游走在补偿陀螺仪的测量误差, 故状态变量包括四元数、角速度和陀螺仪的随机游走, 即系统状态变量为

$$\mathbf{x} = [\mathbf{q}_u^T \ \omega^T \ \mathbf{b}^T]^T = [a \ b \ c \ d \ p \ q \ r \ b_p \ b_q \ b_r]^T \quad (25)$$

四元数与角速率的关系如图 2 所示。

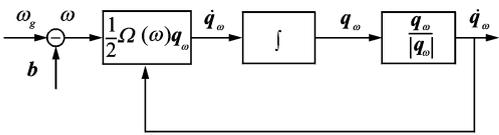


图 2 角速率和四元数处理模型

由图 3 得到系统的非线性状态方程如下

$$\begin{cases} \dot{p} = p_g - b_p \\ \dot{q} = q_g - b_q \\ \dot{r} = r_g - b_r \\ \dot{b}_p = n_{bp} \\ \dot{b}_q = n_{bq} \\ \dot{b}_r = n_{br} \\ \dot{\mathbf{q}}_u = \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(\omega) \mathbf{q}_u \end{cases} \quad (26)$$

2.4 姿态估计系统的观测方程

通过三轴陀螺仪、三轴加速度计和三轴磁强计可以分别获得飞机机体坐标系下的转动角速率、重力矢量和磁场矢量。将它们直接作为观测量, 共有 9 维, 得系统的观测量为

$$\mathbf{y} = [Acc_x \ Acc_y \ Acc_z \ Mag_x \ Mag_y \ Mag_z \ p_g \ q_g \ r_g]^T \quad (27)$$

式中: Acc_x, Acc_y, Acc_z , 为机体坐标系下的重力矢量观测值; Mag_x, Mag_y, Mag_z 为机体坐标系下的磁场矢量观测值。

根据捷联惯性导航的基本原理, 可以通过姿态矩阵将导航坐标系的量转换成机体坐标系下的量。观测方程可以描述如下

$$\begin{bmatrix} Acc_x \\ Acc_y \\ Acc_z \\ Mag_x \\ Mag_y \\ Mag_z \\ p_g \\ q_g \\ r_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_e^b \\ \mathbf{R}_c^b \\ \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \\ G_z \\ M_x \\ M_y \\ M_z \\ p_g \\ q_g \\ r_g \end{bmatrix} + \mathbf{n} \quad (28)$$

其中 $\mathbf{R}_e^b =$

$$\begin{bmatrix} a^2 + b^2 - c^2 - d^2 & 2bc + 2ad & 2bd - 2ac \\ 2bc - 2ad & a^2 - b^2 + c^2 - d^2 & 2cd + 2ab \\ 2bd + 2ac & 2cd - 2ab & a^2 - b^2 - c^2 + d^2 \end{bmatrix}$$

$[G_x \ G_y \ G_z], [M_x \ M_y \ M_z]$ 分别为导航坐标系下的重力矢量和磁场矢量且均为已知常量; $\mathbf{I}_{3 \times 3}$ 为 3 阶单位矩阵; \mathbf{n} 为零均值的高斯白噪声矩阵。

3 基于 CDKF 的飞机姿态估计流程

基于 CDKF 的飞机姿态估计流程如下:

(1) 初始化 (设定步数 $k=1$): 设定初始状态 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 和初始误差协方差矩阵 \mathbf{P}_0 ;

(2) 根据 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 和 \mathbf{P}_{k-1} 的值, 利用系统的状态方程对下一步的状态变量进行预测;

(3) 在获得观测量之后, 对步骤 (2) 中的预测值进行修正, 即可获得 $\hat{\mathbf{x}}_k$, 然后利用四元数与姿态角之间的转换关系, 即可计算飞机的姿态角;

(4) $k=k+1$, 转至步骤 (2)。

4 实验结果与分析

实验中, 装在飞机模型上的 CHR-6 dm 传感器和 SBG AHRS 传感器内部集成的 EKF 算法可以实时提供飞机的航向角、俯仰角、滚转角和未经处理的机体坐标系下的角速率、重力矢量和地磁场矢量。SBG AHRS 传感器的精度比 CHR-6 dm 传感器的要高, 但价格要高很多, 前者的价格大约是 1 600 美金, 后者的价格大约是 100 美金。为了验证 CDKF 算法的估计效果, 利用从 CHR-6 dm AHRS 传感器获取的角速率、重力矢量和地磁场矢量实飞数据, 采用 CDKF 方法进行姿态角估计, 并与 SBG AHRS 传感器的输出进行比较。实验中, 采样频率为 100 Hz, 状态变量的初值: $\hat{\mathbf{x}}_0 = [0; 0; 0; 1; 0; 0; 0; 0; 0]^T$, 误差协方差矩阵的初值 $\mathbf{P}_0 = 10^4 \times \mathbf{I}_{10 \times 10}$, $\mathbf{I}_{10 \times 10}$ 为 10 阶单位矩阵, 中心差分区间长度: $h = \sqrt{3}$ 。实验的初始阶段飞机是处于地

面启动状态,利用此时段采集的数据来计算观测噪声协方差矩阵 R_k 和过程噪声协方差矩阵 Q_k 。此外,为了验证 CDKF 方法在高噪声,低精度数据源情况下,估计性能的有效性,同时将 EKF 方法估计的误差结果置于同一图中。实验结果如图 3 所示。

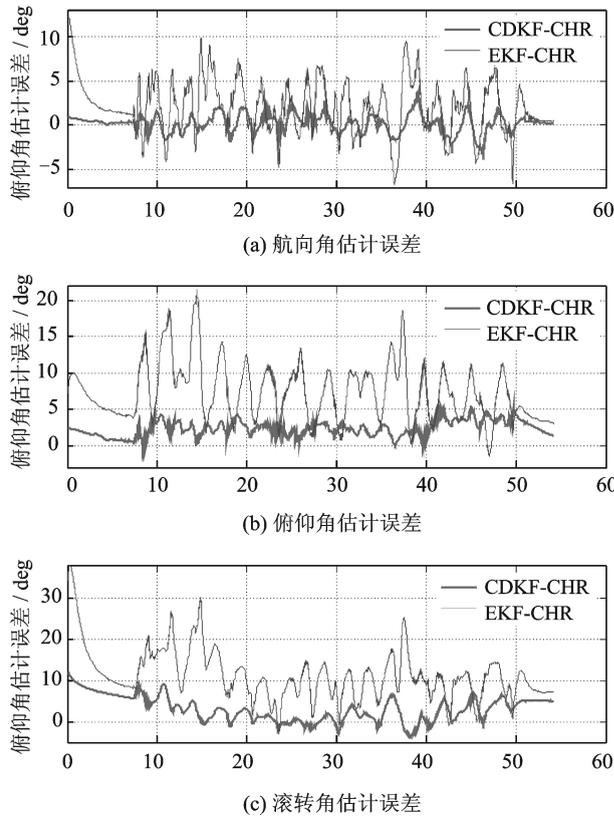


图 3 姿态角估计误差图

为了便于观察 CDKF 和 EKF 方法的估计效果,将姿态角估计结果进行局部放大处理,如图 4~6 所示。

图 3 中,3 个姿态角的估计误差均以 SBG AHRS 的输出为基准,计算每种方法的估计值与 SBG AHRS 输出的误差值。可以看出,CDKF 的

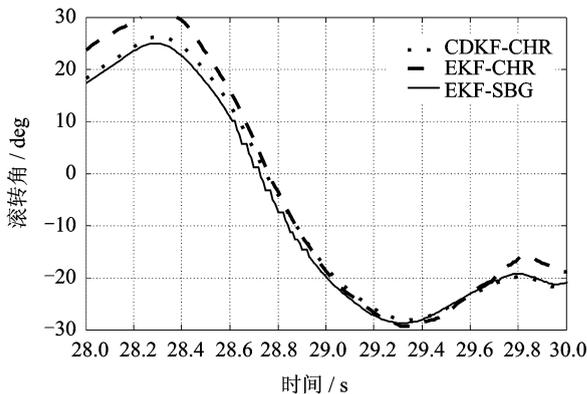


图 4 航向角局部放大图

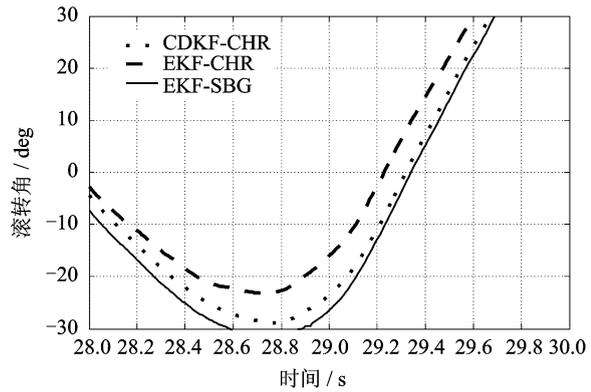


图 5 俯仰角局部放大图

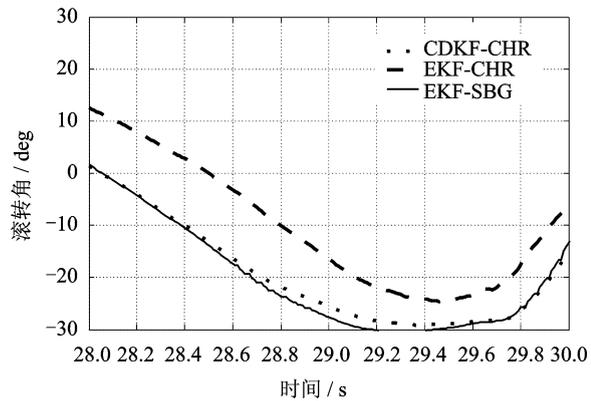


图 6 滚转角局部放大图

滤波精度高于 EKF,且误差的波动性比 EKF 的小,收敛性好,容易达到稳定。此外,CDKF 无需计算雅克比矩阵,计算更加简单。

5 结束语

本文针对低精度,高噪声飞机姿态传感器获取的数据源质量不高、导致 EKF 方法得到的姿态估计误差大的问题,将中心卡尔曼滤波应用于姿态估计系统中,并利用实测数据进行验证。结果表明,CDKF 在低精度,高噪声数据源情况下,比 EKF 具有更高的估计精度和稳定性,并且避免了求 Jacobian 矩阵带来的不便,提高了可靠性,这是由于 EKF 在非线方程线性化时产生了高阶截断误差,从而降低了估计精度,而 CDKF 能够很好地避免这个问题。由此可以看出,CDKF 方法是一种有效的飞机姿态估计方法。

参考文献:

[1] 付梦印,邓志红,张继伟. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京:科学出版社,2003.
Fu Mengyin, Den Zhihong, Zhang Jiwei. Kalman fil-

- ter theory and its application in navigation systems [M]. Beijing: Science Press, 2003.
- [2] 金宏斌,戴凌燕,徐毓,等. 基于无味卡尔曼滤波的多雷达方位配准算法[J]. 数据采集与处理, 2006, 21(1):29-33.
- Jin Hongbin, Dai Lingyan, Xu Yu, et al. Algorithm for multi-radar azimuth registration based on unscented Kalman filter[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2006, 21(1): 29-33.
- [3] 刘翔,宋常建,胡磊,等. 基于 SRUKF 的 TSOA/TDOA 单站跟踪技术[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(2):259-263.
- Liu Xiang, Song Changjian, Hu Lei, et al. TSOA/TDOA tracking technology based on square-root unscented Kalman filter[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2012, 27(2):259-263.
- [4] Norgarrd M, Poulsen N, Ravn O. New developments in state estimation for nonlinear systems[J]. Automatic, 2000, 36(11):1627-1638.
- [5] Norgarrd M, Poulsen N, Ravn O. Advances in derivative-free state estimation for nonlinear system [R]. Technical Report IMM-REP 1998-15 (revised edition). Denmark: Technical University, 2004.
- [6] Ito K, Xiong K. Gaussian filters for nonlinear filtering problems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(5):910-927.
- [7] 侯代文,殷福亮. 基于迭代中心差分卡尔曼滤波的说话人跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(7): 1684-1688.
- Hou Daiwen, Yin Fuliang. Iterated central difference Kalman filter based speaker tracking [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2008, 30(7):1684-1689.
- [8] 刘学,焦淑红,孙亮. 基于改进的平方根中心差分卡尔曼滤波的单站无源定位算法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2011, 41(6):1777-1782.
- Liu Xue, Jiao Shuliang, Sun Liang. Improved central difference Kalman filter for single observer passive location [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2011, 41(6):1777-1782.
- [9] 赵凯,岳晓奎,吴侃之. 基于中心差分卡尔曼滤波的航天器视觉相对导航算法研究[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(3):615- 619.
- Zhao Kai, Yue Xiaokui, Wu Kanzhi. Study of relative navigation for spacecraft based on central difference Kalman filter[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(3):615-619.
- [10] Rudolph V, Merwe D. Sigma-Point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models[D]. OGI School of Science & Engineering, Oregon Health & Science University, 2004.
- [11] Crassidis J L, Markley F L. Unscented filtering for spacecraft attitude estimation [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2003, 26(4):536-542.
- [12] Farrenkopf R L. Analytic steady-state accuracy solutions for two common spacecraft attitude estimators [J]. Journal of Guidance and Control, 1978, 1(4): 282-284.
- 作者简介:韩萍(19-),女,博士,教授,研究方向:信号处理与模式识别,E-mail:hanpingcauc@163.com;干浩亮(19-),男,硕士,研究方向:惯性导航与非线性滤波;何炜琨(19-),女,博士,研究方向:信号处理;Daniel Alazard,(19-)博士,教授,研究方向:导航与自动控制。

作者简介:韩萍(1966-),女,博士,教授,研究方向:信号处理与模式识别,E-mail:hanpingcauc@163.com;干浩亮(1987-),男,硕士,研究方向:惯性导航与非线性滤波;何炜琨(1977-),女,博士,研究方向:信号处理;Daniel Alazard,博士,教授,研究方向:导航与自动控制。