

文章编号: 1000-5862(2019)02-0154-06

# 基于 SCKF 的 4 旋翼无人机的姿态估计

张煌军, 徐雪松\*, 张文清, 刘 瑞

(华东交通大学电气与自动化工程学院 江西 南昌 330013)

**摘要:** 获得准确的姿态角对于无人机的控制来说是十分重要的. 考虑到平方根容积卡尔曼滤波算法 (square-root cubature Kalman filter, SCKF) 既能够克服扩展卡尔曼滤波(EKF)方法因线性化带来的误差, 具有更好的非线性滤波功能, 又在传统容积卡尔曼滤波方法中加入了平方根技术, 从而能够有效提高数值计算的稳定性, 并降低了算法的复杂度. 该文将 SCKF 算法应用于 4 旋翼无人机的姿态估计中, 提出了一种新的 4 旋翼无人机的姿态估计方法, 并进行了仿真实验. 实验结果表明: 该方法相比传统的 EKF 方法滤波精度更高, 相比较传统的容积卡尔曼滤波(CKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)方法计算时间更短.

**关键词:** 平方根容积卡尔曼滤波; 四旋翼无人机; 姿态估计

**中图分类号:** TP 273 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2019.02.07

## 0 引言

近年来, 无人机技术取得了空前的发展和巨大的进步. 旋翼无人机因为具有结构简单、可靠性高、成本低廉、操作方便、受地形的影响较小等优势, 已经被普遍应用于军事与民用领域<sup>[1]</sup>. 正是由于旋翼无人机的应用范围越来越广, 对其控制的稳定性提出了更高的要求. 准确的姿态角<sup>[2-3]</sup>估计是实现更好的无人机控制的先决条件, 因此目前有许多学者致力于无人机姿态角估计方法的研究.

针对无人机的姿态估计问题, 国内外学者提出了多种方法. 扩展卡尔曼滤波<sup>[4-5]</sup> (extend Kalman filter, EKF) 是最常见的无人机姿态估计方法. EKF 通过在系统工作点附近线性化获得近似线性模型, 然后采用经典卡尔曼滤波<sup>[6]</sup>方法进行状态估计, 可以解决非线性动态过程的状态估计问题. 不过 EKF 在线性化处理时需要求解雅可比 (Jacobian) 矩阵<sup>[7]</sup>, 求解过程比较复杂. 同时, 线性化的过程也降低了姿态角的估计精度. 由于无人机动态过程具有较强的非线性, 基于 EKF 的姿态估计误差较大, 为了提高估计精度, 人们将无迹卡尔曼滤波<sup>[8-9]</sup> (unscented Kalman filter, UKF) 方法引入无人机的姿态估计中. UKF 通过无迹变换<sup>[10]</sup> (Unscented Transform, UT) 可以减小 EKF 因线性化而造成的误差, 从而提高估计

精度, 而且能够避免复杂的雅可比矩阵求解. 不过, UKF 在递推过程中, UT 变换的中心点权值可能为负, 会导致滤波数值不稳定. 粒子滤波<sup>[11]</sup> (Particle filter, PF) 是一种十分有效的非线性滤波方法, 所以也被应用于无人机的姿态估计问题求解. PF 基于状态空间中传播的加权随机样本集来逼近后验概率密度函数, 对于非线性系统的状态估计求解十分有效. PF 滤波算法的主要问题在于存在粒子衰竭、维数灾难. 容积卡尔曼滤波<sup>[12]</sup> (cubature Kalman filter, CKF) 算法是在卡尔曼滤波基础上拓展而来的一种非线性滤波算法, 采用基于 3 阶球面-径向容积准则<sup>[13]</sup>的 CKF 进行姿态估计, 能有效提高姿态估计精度. 相比较于 UKF, CKF 的采样点少 1 个, 且这些采样点的权值相同, 均为正值, 不会出现当维数过大时权值为负的情况.

EKF 将非线性问题线性化, 因此其估计精度不高, 对于强非线性系统还会导致滤波结果发散. UKF、CKF 通过选择确定数量的采样点<sup>[14]</sup>去近似状态向量的均值和方差, 能够较好地解决 EKF 线性化引起的误差. 然而在无人机姿态角的滤波过程中会带入计算误差, 使得误差协方差的正定性<sup>[15-16]</sup>会逐渐丧失和矩阵开方运算的失败, 最终还会致使整个滤波算法的失效. SCKF 在 CKF 的基础上增加了平方根技术, 通过传播误差协方差的平方根形式, 避免了矩阵的开方运算, 保证了数值计算的稳定性. 同

收稿日期: 2018-08-11

基金项目: 国家自然科学基金(61763012)资助项目.

通信作者: 徐雪松(1970-), 男, 江西鄱阳人, 教授, 博士, 主要从事无人机导航及控制研究. E-mail: cedarxu@163.com

时,还降低了滤波算法的复杂度,在保持CKF的滤波效果的基础上,还可以减少计算时间<sup>[17-19]</sup>.因此,本文将SCKF滤波方法应用于4旋翼无人机的姿态估计问题求解,提出了一种基于SCKF的姿态估计方法,并采取了对比实验方案.实验结果表明:该算法相比较EKF、UKF和传统的CKF来说能够获得更高的估计精度,而与UKF、CKF相比,SCKF所需的运算时间更短.

## 1 4旋翼无人机的数学模型

4旋翼无人机在机体的前后左右分布着4个桨翼,且其结构为十字形.4旋翼无人机通过调整各个电机的速度来变更旋翼的转速,从而改变旋翼升力的大小,通过升力的变化来控制无人机的姿态,其结构图如图1所示.

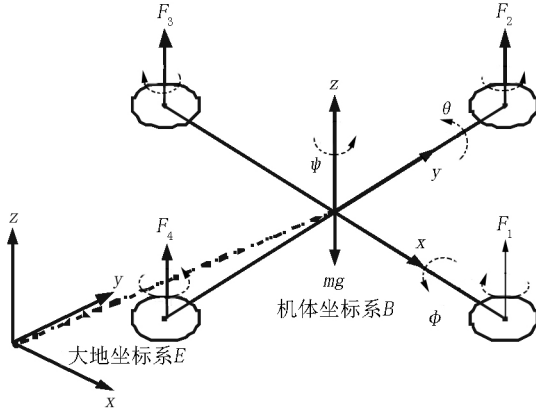


图1 无人机结构图

4旋翼无人机的前后2个旋翼顺时针转动的同时,左右2个旋翼按照逆时针旋转,所以当无人机的状态处于平衡时,抵消了陀螺效应和空气动力扭矩效应.当4旋翼无人机的前后旋翼转速不相同,引起的力矩差使机体绕y轴转动,实现无人机的俯仰运动,转过的角度为俯仰角( $\theta$ ).当4旋翼无人机的左右旋翼转速不相同,引起的力矩差使机体绕x轴转动,实现无人机的横滚运动,转过的角度为横滚角( $\varphi$ ).若每个旋翼转速一样的情况下,反扭矩相互抵消,无人机保持稳定,不转动;若各个旋翼转速不完全一样时,反扭矩无法抵消将引起无人机绕z轴转动,实现无人机的偏航运动,转过的角度为偏航角( $\psi$ ).

无人机的姿态信息系统为非线性系统,其离散时间的状态空间模型为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{U}_{k-1}) + \mathbf{W}_{k-1}, \\ \mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k, \end{cases}$$

其中 $\mathbf{X}_k = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6]^T = [\varphi \ \dot{\varphi} \ \theta \ \dot{\theta} \ \psi \ \dot{\psi}]^T$ 为 $6 \times 1$ 维状态向量; $\mathbf{W}_{k-1} = [W_0 \ W_1 \ W_2 \ W_3 \ W_4 \ W_5]^T$ 为 $6 \times 1$ 维系统噪声向量; $\mathbf{Z}_k = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 为 $3 \times 1$ 维量测向量; $\mathbf{Z}_k$ 为4旋翼无人机机体坐标系下相对于地理坐标系下的角速度向量; $\mathbf{V}_k = [V_0 \ V_1 \ V_2]^T$ 为 $3 \times 1$ 维量测噪声向量, $\mathbf{W}$ 、 $\mathbf{V}$ 都为零均值的高斯白噪声.

系统的控制输入向量 $\mathbf{U}^{[20]}$ 为

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} U_2 \\ U_3 \\ U_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & K_L & 0 & -K_L \\ -K_L & 0 & K_L & 0 \\ K_Q & -K_Q & K_Q & -K_Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Omega_1^2 \\ \Omega_2^2 \\ \Omega_3^2 \\ \Omega_4^2 \end{bmatrix},$$

其中 $K_L$ 是升力系数, $K_Q$ 为反扭矩系数, $U_2$ 、 $U_3$ 、 $U_4$ 分别为横滚、俯仰、偏航力矩, $\Omega_1$ 、 $\Omega_2$ 、 $\Omega_3$ 、 $\Omega_4$ 分别为4个旋翼的转速.

离散后系统的状态方程为

$$f = \begin{cases} x_{1(k)} = x_{1(k-1)} + x_{2(k-1)} T, \\ x_{2(k)} = x_{2(k-1)} + a_1, \\ x_{3(k)} = x_{3(k-1)} + x_{4(k-1)} T, \\ x_{4(k)} = x_{4(k-1)} + a_2, \\ x_{5(k)} = x_{5(k-1)} + x_{6(k-1)} T, \\ x_{6(k)} = x_{6(k-1)} + a_3, \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$a_1 = ((J_Y - J_Z) x_{4(k-1)} x_{6(k-1)} / J_X + K_{DX} x_{2(k-1)} / J_X + l U_{2(k-1)} / J_X) T,$$

$$a_2 = ((J_Z - J_X) x_{2(k-1)} x_{6(k-1)} / J_Y + K_{DY} x_{4(k-1)} / J_Y + l U_{3(k-1)} / J_Y) T,$$

$$a_3 = ((J_X - J_Y) x_{2(k-1)} x_{4(k-1)} / J_Z + K_{DZ} x_{6(k-1)} / J_Z + U_{4(k-1)} / J_Z) T,$$

这里 $l$ 是无人机4个轴的臂长, $K_{DX}$ 、 $K_{DY}$ 、 $K_{DZ}$ 分别为机体坐标系下3个轴上的阻力系数, $J_X$ 、 $J_Y$ 、 $J_Z$ 分别是绕着x、y、z轴旋转的转动惯量.

姿态角的信息可以由各种传感器来取得.最常使用的是通过陀螺仪获得无人机的3个姿态角的角速度.由于陀螺仪得到的是机体坐标系下的三轴角速度,应该将其变换到导航坐标系中,其量测方程为

$$h = \begin{cases} \omega_{x(k)}, \\ \omega_{y(k)}, \\ \omega_{z(k)}, \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{其中 } \omega_{x(k)} &= x_{2(k)} - \sin(x_{3(k)}) x_{6(k)}, \quad \omega_{y(k)} = \\ &\cos(x_{1(k)}) x_{4(k)} + \sin(x_{1(k)}) \cos(x_{3(k)}) x_{6(k)}, \quad \omega_{z(k)} = \\ &\cos(x_{1(k)}) \cos(x_{3(k)}) x_{6(k)} - \sin(x_{1(k)}) x_{4(k)} \end{aligned}$$

由状态方程和量测方程可知无人机的姿态估计

问题存在着较强的非线性。

## 2 基于 SCKF 的姿态估计方法

SCKF 直接传播误差协方差的平方根形式,不需要矩阵的开方运算,不但能克服 EKF 精度低的问题,还可解决 UKF、CKF 因误差协方差失去正定性而无法开方的问题。因此,本文将 SCKF 方法应用于 4 旋翼无人机的姿态角估计中,整个方法流程图如图 2 所示。

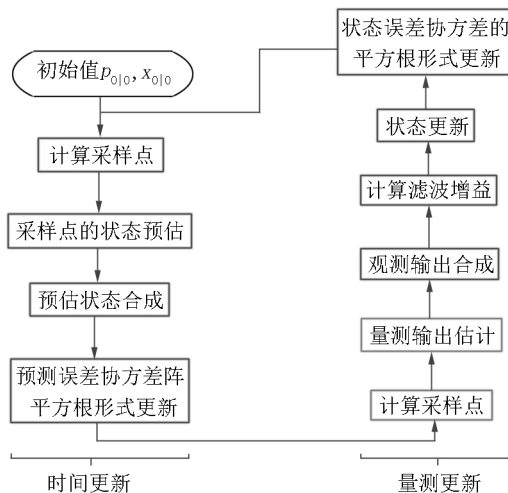


图2 SCKF 算法流程图

整个姿态估计算法中的一个周期可以分为 2 大部分:第 1 部分为时间更新;第 2 部分为量测更新。其具体计算方法如下:

Step 1 初始化。引入初始条件  $p_{0|0}$  和  $\bar{x}_{0|0}$ ,

$$p_{0|0} = s_{0|0} s_{0|0}^T.$$

Step 2 时间更新。利用系统的状态方程,根据上一个周期的状态估计本周状态值。

Step 2.1 计算采样点。利用状态误差协方差的平方根形式  $s_{k-1|k-1}$  和上一周期的状态  $\bar{x}_{k-1|k-1}$  获得非线性滤波所需要的采样点集

$$X_{i,k-1|k-1} = s_{k-1|k-1} \xi_i + \bar{x}_{k-1|k-1}.$$

Step 2.2 各采样点的状态预估。计算各采样点经过状态方程传递后的预测值

$$X_{i,k-1|k-1}^* = f(X_{i,k-1|k-1}).$$

Step 2.3 预估状态合成。根据各采样点的预测情况,计算状态的一步预测值

$$\bar{x}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i X_{i,k|k-1}^*.$$

Step 2.4 预测误差协方差的平方根计算。根据各采样点预估情况,计算状态估计预测误差协方差阵的平方根形式

$$x_{k|k-1}^* = \left( \sqrt{\omega_i} (X_{i,k-1|k-1}^* - \bar{x}_{k|k-1}) \right)_{i=1}^{2n},$$

$$s_{k|k-1} = qr(x_{k|k-1}^*, s_{Q,k-1}).$$

Step 3 量测更新。根据陀螺仪测量得到的 3 轴角速度向量,对状态估计进行修正。

Step 3.1 计算采样点。根据 Step 2.3 和 Step 2.4 的结果,计算量测方程的输入采样点

$$X_{i,k|k-1} = s_{k|k-1} \xi_i + \bar{x}_{k|k-1}.$$

Step 3.2 各采样点的量测输出估计。根据量测方程,预测各采样点可能的观测输出值

$$Z_{i,k|k-1} = h(X_{i,k|k-1}).$$

Step 3.3 观测输出合成。根据上一步计算的结果,合成观测输出的预测值

$$\bar{z}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i Z_{i,k|k-1}.$$

Step 3.4 滤波增益计算。根据 Step 2.3、Step 3.1、Step 3.2 和 Step 3.3,计算滤波增益。主要计算过程分 3 步:

第 1 步 根据各采样点的观测输出,计算观测误差协方差的平方根  $s_{zz,k|k-1}$ ,其计算方法为

$$Z_{k|k-1} = \left( \sqrt{\omega_i} (Z_{i,k|k-1} - \bar{z}_{k|k-1}) \right)_{i=1}^{2n},$$

$$s_{zz,k|k-1} = qr(Z_{k|k-1}, s_{R,k});$$

第 2 步,根据各个采样点的状态预估和观测预估情况,计算状态与观测输出误差的协方差  $p_{xz,k|k-1}$ ,其计算方式为

$$x_{k|k-1} = \left( \sqrt{\omega_i} (X_{i,k|k-1} - \bar{x}_{k|k-1}) \right)_{i=1}^{2n},$$

$$p_{xz,k|k-1} = x_{k|k-1} Z_{k|k-1}^T;$$

第 3 步,根据观测误差协方差的平方根形式与互协方差,计算滤波增益

$$w_k = p_{xz,k|k-1} \text{inv}(s_{zz,k|k-1} s_{zz,k|k-1}^T).$$

Step 3.5 状态更新。即根据状态预估、观测误差和滤波增益,计算本周期的状态输出

$$\bar{x}_{k|k} = \bar{x}_{k|k-1} + w_k (z_k - \bar{z}_{k|k-1}).$$

Step 3.6 对状态误差协方差的平方根形式的更新。获得用于下一周期递推的状态误差协方差矩阵的平方根形式

$$s_{k|k} = qr(x_{k|k} - w_k Z_{k|k-1}, w_k s_{R,k}).$$

Step 4 返回 Step 1。

其中  $qr(\cdot)$  表示矩阵的  $QR$  分解,  $s_{Q,k-1}$ 、 $s_{R,k}$  分别表示为过程噪声  $Q_{k-1}$ 、量测噪声  $R_k$  的平方根形式,  $n$  为状态向量的维数,  $\omega = 1/(2n)$  为权值。

## 3 仿真实验及结果分析

为了验证算法性能,本文采用 Matlab 的 Simulink 建立了 4 旋翼无人机的控制系统模型,并通过该模型获得用于滤波计算的系统输入输出数

据. 控制系统结构框图如图 3 所示. 4 旋翼无人机模型见(1)式, 其中无人机的参数:  $m = 0.33 \text{ kg}$   $g = 9.81 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$   $l = 0.33 \text{ m}$   $J_x J_y J_z$  分别为  $0.008$ ,  $0.008$  和  $0.02 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$   $K_{Dx} K_{Dy} K_{Dz}$  均为  $1.565 \times 10^{-6} \text{ N} \cdot \text{s}^2$ . 观测数据通过陀螺仪获得, 陀螺仪模型见(2)式, 控制器采用反步控制器, 详细算法见文献[21].

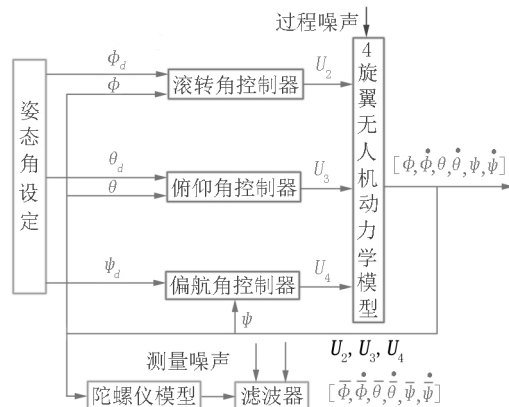


图 3 4 旋翼无人机的控制系统

无人机 3 个姿态角设定值为  $\theta = 5\sin t$   $\varphi = 5\sin t$ ,  $\psi = 5\sin t$ . 系统仿真时间  $20 \text{ s}$  采样周期  $T = 0.01 \text{ s}$  系统过程噪声方差  $Q = \text{diag}[0.1 \ 2.3 \ 1 \ 3 \ 1 \ 0.01] \times 10^{-5}$ , 陀螺仪测量噪声方差  $R = \text{diag}[0.1 \ 0.01 \ 10] \times 10^{-2}$ .

分别采用 EKF、CKF、UKF 和本文算法 SCKF 作为滤波器进行滤波实验, 具体比较滤波精度和计算时间 2 个方面的性能. 图 4 分别为 4 种方法的俯仰角估计及其误差情况比较; 图 5 分别为 4 种方法的横滚角估计及其误差情况比较; 图 6 分别为 4 种方法的偏航角估计及其误差情况比较. 4 种算法结果的均方误差对比见表 1 4 种算法的计算时间对比见表 2.

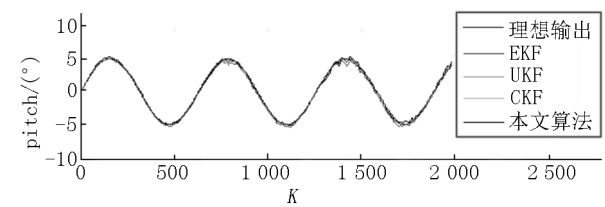


图 4 俯仰角估计情况比较以及误差比较

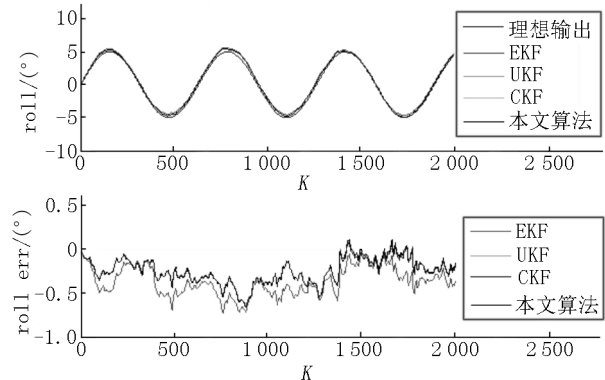


图 5 横滚角估计情况比较以及误差比较

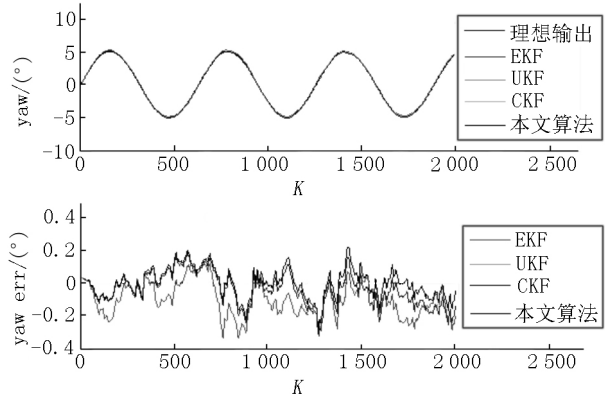


图 6 偏航角估计情况比较以及误差比较

表 1 4 种方法的均方误差比较

| RMSE            | 方法      |         |         |         |
|-----------------|---------|---------|---------|---------|
|                 | 本文算法    | CKF     | UKF     | EKF     |
| 俯仰角 (pitch/deg) | 0.217 1 | 0.221 7 | 0.222 6 | 0.284 1 |
| 横滚角 (roll/deg)  | 0.292 9 | 0.293 4 | 0.293 0 | 0.408 7 |
| 偏航角 (yaw/deg)   | 0.089 7 | 0.108 1 | 0.107 9 | 0.144 4 |

表 2 4 种算法的运算时间对比 ms

| 方法 | 本文算法    | CKF     | UKF     | EKF     |
|----|---------|---------|---------|---------|
| 时间 | 0.251 9 | 0.294 8 | 0.295 8 | 0.101 6 |

从图 4~图 6 中可以看出, 无论俯仰角、横滚角还是偏航角, 在 4 种方法中, 本文算法的最大估计偏差最小, EKF 的最大估计偏差最大, CKF 与 UKF 的

最大估计偏差差不多大, 且介于本文算法与 EKF 之间. 表 1 数据可以比较 4 种算法的平均估计效果. 从表 1 数据来看, 本文算法获得的俯仰角、横滚角、偏航角的均方误差最小, UKF 估计得到的姿态角的均方误差与 CKF 相比, 这 2 个方法的均方误差大体一样, EKF 的最大. 综合考虑最大估计偏差和平均估

计偏差 2 个方面可以看出,对于 4 旋翼无人机的姿态估计问题,本文算法精度最高,EKF 精度最差,CKF 和 UKF 算法的估计精度则介于本文算法与 EKF 之间,且与本文算法较接近。

表 2 可以比较 4 种方法的时间消耗。从表 2 可知,EKF 滤波由于方法简单,所需的运算时间最短,CKF 和 UKF 计算比较复杂,所需的时间较长,本文算法所花的时间虽然比 EKF 长,但是比 CKF、UKF 明显要短。

综合起来可以看出,本文算法在保持 CKF、UKF 等非线性滤波方法相对传统 EKF 方法有良好的滤波精度的优势下,而且对比 CKF、UKF 算法,具有运算时间短、数值稳定性高等优点。

## 4 结论

本文将平方根容积卡尔曼滤波方法应用于 4 旋翼无人机的姿态角估计中,解决了 EKF 线性化引起的误差大的情况,以及 UKF、CKF 中误差协方差失去正定性并导致矩阵开方失败等问题,降低了运算的复杂程度,保证了数值的稳定性和提高了滤波精度。通过 4 旋翼无人机的姿态角估计仿真实验数据表明:在滤波时间上,本文算法与 CKF、UKF 相比有较大的优势;在滤波精度方面,本文算法比 EKF、UKF、CKF 更高。

## 5 参考文献

- [1] 陶于金,李沛峰. 无人机系统发展与关键技术综述[J]. 航空制造技术, 2014, 464(20): 34-39.
- [2] 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.
- [3] Valenti R G, Dryanovski I, Xiao J. Keeping a good attitude: a quaternion-based orientation filter for IMUs and MARGs[J]. Sensors, 2015, 15(8): 19302-19330.
- [4] 金舒灿,胡越黎,张贺. 基于 EKF 的四旋翼姿态解算仿真与设计[J]. 电子技术应用, 2017, 43(9): 127-131.
- [5] Li Jian, Wei Xinguo, Zhang Guangjun. An extended Kalman filter-based attitude tracking algorithm for star sensors[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1921.
- [6] Valenti R G, Dryanovski I, Xiao Jizhong. A linear Kalman filter for MARG orientation estimation using the algebraic Quaternion algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(2): 467-481.
- [7] Goodarzi F A, Lee T. Global formulation of an extended Kalman filter on SE(3) for geometric control of a quadrotor UAV[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2017, 88(2/3/4): 1-19.
- [8] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [9] Yuan Xuebin, Yu Shuai, Zhang Shengzhi, et al. Quaternion-based unscented Kalman filter for accurate indoor heading estimation using wearable multi-sensor system[J]. Sensors, 2015, 15(5): 10872-10890.
- [10] Garcia R V, Kuga H K, Silva W R, et al. Unscented Kalman filter and smoothing applied to attitude estimation of artificial satellites[J]. Computational and Applied Mathematics, 2018, 37(4): 1-10.
- [11] 鱼少少,裴军,胡超. 非线性滤波在 SINS 中的应用[J]. 天文研究与技术, 2018, 15(1): 104-110.
- [12] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [13] 石章松,吴中红,刘健,等. 微小型飞行器多传感器融合容积姿态估计[J]. 现代防御技术, 2017, 45(3): 34-40.
- [14] 魏喜庆,宋申民. 基于容积卡尔曼滤波的卫星姿态估计[J]. 宇航学报, 2013, 34(2): 193-200.
- [15] 李洪阳,何潇. 基于 SCKF 方法的非线性随机动态系统故障诊断方法[J]. 山东大学学报:工学版, 2017, 47(5): 130-135.
- [16] 刘华,缪晨,吴文. 平方根嵌入式容积卡尔曼粒子滤波算法[J]. 南京理工大学学报:自然科学版, 2015, 34(4): 471-476.
- [17] 安军,杨振瑞,周毅博,等. 基于平方根容积卡尔曼滤波的发电机动态状态估计[J]. 电工技术学报, 2017, 32(12): 234-240.
- [18] 熊志刚,黄树彩,赵炜,等. 均方根嵌入式容积粒子 PHD 多目标跟踪方法[J]. 自动化学报, 2017, 43(2): 238-247.
- [19] 袁晓波,张超,詹银虎. 强跟踪自适应 SRCKF 的卫星姿态确定算法[J]. 测绘科学, 2018(3): 6-11.
- [20] 左宗玉. 四旋翼无人飞行器自适应轨迹跟踪控制[C]. Proceedings of the 30th Chinese Control Conference, Yantai, 2011: 2435-2439.
- [21] 王仲伦. 基于反步法的四旋翼无人机容错控制[D]. 南昌:华东交通大学, 2017.

## The Attitude Measurement Based on SCKF for Quadrotor UAV

ZHANG Huangjun, XU Xuesong\*, ZHANG Wenqing, LIU Rui

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang Jiangxi 330013, China)

**Abstract:** It is very important to get the accurate attitude angle for the control of unmanned aerial vehicle (UAV). Considering the square-root cubature Kalman filter (SCKF), which can overcome the errors caused by the extended Kalman filter (EKF) due to linearization and has better nonlinear filtering function. Also, the square root technique is added in the traditional cubature Kalman filtering method, which can effectively improve the stability of numerical calculation and reduce the complexity of the algorithm. So that in this paper, SCKF is applied to attitude estimation of quadrotor UAV, a new attitude estimation method for quadrotor UAV is proposed and simulated. The experimental results show that this method has higher filtering precision than the traditional EKF method. Compared with traditional cubature Kalman filtering (CKF) and unscented Kalman filtering (UKF), the computation time of this method is shorter.

**Key words:** square-root cubature Kalman filter; quadrotor UAV; attitude measurement

(责任编辑: 冉小晓)

(上接第 141 页)

## The Cognitive Diagnosis of $k$ -Nearest Neighbor Algorithm and Its Application

KANG Chunhua, ZHANG Shujun, LI Yuanbai, ZEBNG Pingfei\*

(College of Teacher Education, Zhejiang Normal University, Jinhua Zhejiang 321004, China)

**Abstract:** In the study, the  $k$ -Nearest Neighbors cognitive diagnosis method (KNN CDM) is proposed by migrating the  $k$ -Nearest Neighbors algorithm to cognitive diagnosis assessment. Then its effectiveness and characteristic are investigated by numerical simulation and empirical study. The results show that the precision of the KNN CDM is high and is about the same to PNN method as well as MDD-R method. In some situations, it's even higher than the latter two. Both the sample size and the distribution pattern of the subjects' knowledge state have no effect on the KNN CDM, which reflects the characteristic of nonparametric method. It is proved that the empirical reliability and validity of the KNN cognitive diagnosis method is good.

**Key words:** KNN algorithm; KNN CDM; empirical reliability and validity

(责任编辑: 冉小晓)