

基于鲁棒高阶容积滤波的无人机相对导航状态估计方法*

金红新^{1,2}, 杨涛¹, 王小刚³, 卢鑫², 李璞^{1,2}

(1. 国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;

2. 中国运载火箭技术研究院 战术武器事业部, 北京 100076; 3. 哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 155600)

摘要:由于无人机相对导航系统具有非线性强、噪声非高斯的特点,传统的基于卡尔曼滤波算法设计的相对导航滤波器存在估计失准甚至发散的问题。考虑到高阶容积卡尔曼滤波和最大熵滤波算法分别在解决非线性问题和非高斯问题时的优势,利用最大熵滤波的量测更新方法对高阶容积卡尔曼滤波的测量更新方程进行了改进,将传统的量测更新问题转换成了线性衰退的求解问题,避免了对测量噪声进行高斯假设,同时解决了系统非线性和量测噪声非高斯的问题。进行了相应的数学仿真,仿真结果表明:所提算法的估计精度超过了高阶容积卡尔曼滤波和最大熵滤波算法的,验证了算法的有效性。

关键词:无人机;相对导航;鲁棒高阶容积滤波;非高斯噪声

中图分类号:V249.3 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2017)04-139-05

Unmanned aerial vehicle relative navigation method based on robust high degree cubature filtering

JIN Hongxin^{1,2}, YANG Tao¹, WANG Xiaogang³, LU Xin², LI Pu^{1,2}

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Tactical Weapons Division, China Academy of Launch Vehicle Technology, Beijing 100076, China;

3. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 155600, China)

Abstract: Due to the strong-nonlinearity and non-Gaussianity of the UAV (unmanned aerial vehicle) relative navigation system, the accuracy of the traditional relative navigation filter, which is designed based on the Kalman filtering algorithm, decreases or even diverge. In view of the advantages of HCKF (high degree cubature Kalman filter) and MCKF (maximum correntropy Kalman filter) in coping with nonlinear problems and non-Gaussian problems, respectively, the measurement update equation was modified by the measurement update method of MCKF, and the traditional measurement update problem was recast as a linear regression problem. In addition, the Gaussian assumption of the measurement noise was avoided, the system nonlinearity and measurement noise non-Gaussianity were solved at the same time. The simulation was conducted, and the simulation results indicated that RHCF is superior to HCKF and MCKF. Hence, the effectiveness of the proposed algorithm is verified.

Key words: unmanned aerial vehicle; relative navigation; robust high degree cubature filtering; non-Gaussian noise

相对导航系统是保证无人机间能够有效进行编队飞行的重要保障,如果无法得到无人机间的相对位置、速度以及姿态等相对导航信息,则难以完成无人机编队的编队保持或者队形重构等任务^[1-5]。与此同时,如若获取的相对导航精度下降,则会导致飞行编队的控制精度变差,任务执行效果也会因此下降甚至出现错误。仅靠单一传感器进行导航已经难以满足现代条件下的各项应用。采用多传感器间信息融合可以将各个传感器取长补短以获得最优的估计效果。同时,传感器间互为冗余配置也大大地提高了系统的可靠性。

信息滤波算法是实现无人机多传感器信息融合的关键技术。卡尔曼滤波器可以对系统状态实现统计意义上的最优估计,但其需要两个前提条件:其一为系统为线性系统,其二为系统噪声和传感器的量测噪声都为服从正态分布的高斯白噪声。为解决实际工程中无人机相对导航系统模型的非线性以及系统噪声和传感器量测噪声非高斯白噪声的滤波问题,并提升滤波的估计精度和滤波稳定性,国内外许多学者进行了深入的研究。文献[6]在国际上率先提出了容积卡尔曼滤波算法,减少了由于系统非线性所带来的截断误差;文

* 收稿日期:2017-06-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61304236)

作者简介:金红新(1985—),男,黑龙江宝清人,博士研究生,E-mail:jinhx1979@163.com;

杨涛(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:taoy90@163.com

献[7]则在文献[6]的基础上,提出了高阶容积卡尔曼滤波,进一步提高了滤波器在解决非线性问题时的性能,但未能解决量测噪声非高斯的问题;文献[8]提出了基于最大熵理论的最大熵卡尔曼滤波算法,提高了滤波器在非高斯环境下的性能,但其忽视了由系统非线性所引起的误差。

1 相对导航传感器测量模型

1.1 惯性导航系统测量模型

惯性导航系统主要包括陀螺仪和加速度计两部分元件。其中,陀螺仪是负责飞行器角速度测量的部分,陀螺仪的准确性对惯性导航系统姿态确定的准确性起到了决定性的作用。对于陀螺仪,其误差主要由漂移误差以及刻度误差两部分组成,其模型为:

$$\tilde{\omega}_{B/I}^B = (I_{3 \times 3} + K_g) \omega_{B/I}^B + b_g + \eta_{gv} \quad (1)$$

$$\dot{b}_g = \eta_{gu} \quad (2)$$

其中, $\omega_{B/I}^B$ 是飞行器相对于惯性坐标系的理想姿态角速度在机体坐标系下的表示,而 $\tilde{\omega}_{B/I}^B$ 则是 $\omega_{B/I}^B$ 由陀螺仪得到的量测值, b_g 为陀螺仪的漂移, K_g 为陀螺仪的刻度系数误差阵, η_{gv} 和 η_{gu} 是噪声。

加速度计作为惯导设备的另一部分,其测量模型为:

$$\tilde{a}^B = (I_{3 \times 3} + K_a) a^B + b_a + \eta_{av} \quad (3)$$

$$\dot{b}_a = \eta_{au} \quad (4)$$

其中, a^B 是飞行器的真实视加速度, \tilde{a}^B 是飞行器视加速度的测量值, b_a 是加速度计的漂移, K_a 是刻度系数误差矩阵, η_{av} 和 η_{au} 是噪声。在所进行的研究中,认为 b_a 为常值漂移。

1.2 VisNav 视觉导航系统测量模型

VisNav 视觉导航系统主要包括两部分:其一为视觉导航相机,其二为特征光点。当其在相对导航中进行应用时需要将这两部分分别安装在两个不同的无人机上。采用长机上安装视觉导航相机,僚机上安装特征光点的办法,其测量原理如图 1 所示。 $(X_i, Y_i, Z_i)^T$ 为特征光点在僚机上的位置,而 $(x, y, z)^T$ 为僚机相对于长机的位置矢量。

本文所采用的视觉导航相机量测值为 $(\alpha_i, \beta_i)^T$, 其与特征光点、长机僚机之间的相对姿态以及相对位置的关系分别为:

$$\alpha_i = -f \frac{C_{11}(X_i + x) + C_{12}(Y_i + y) + C_{13}(Z_i + z)}{C_{31}(X_i + x) + C_{32}(Y_i + y) + C_{33}(Z_i + z)} \quad (5)$$

$$\beta_i = -f \frac{C_{21}(X_i + x) + C_{22}(Y_i + y) + C_{23}(Z_i + z)}{C_{31}(X_i + x) + C_{32}(Y_i + y) + C_{33}(Z_i + z)} \quad (6)$$

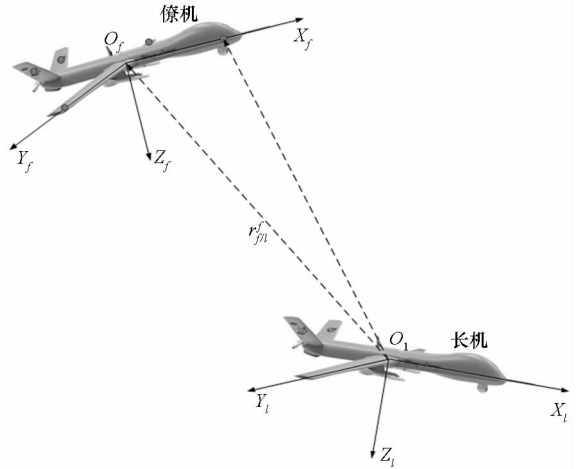


图 1 相对视线矢量测量原理

Fig. 1 Principle of relative line-of-sight measurement

其中, f 为相机焦距, C_{ij} 为僚机体坐标系至长机体坐标系姿态转换矩阵 $C = (C_i^f)^T$ 的第 i 行第 j 列元素。

考虑视觉导航相机包含量测误差,因而有:

$$\tilde{Y}_i = Y_i + v \quad (7)$$

式中, $Y_i = (\alpha_i, \beta_i)^T$, α_i 和 β_i 分别为僚机与长机间的视线高低角和方位角。

测量噪声 v 的方差 R_i^{FOCAL} 为:

$$R_i^{\text{FOCAL}} = \frac{\sigma^2}{1 + d(\alpha_i^2 + \beta_i^2)} \begin{bmatrix} (1 + d\alpha_i^2)^2 & (d\alpha_i\beta_i)^2 \\ (d\alpha_i\beta_i)^2 & (1 + d\beta_i^2)^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, d 和 σ 为与视觉导航相机特性有关的常数。

由式(7)和式(8),可以看出此两方程非线性很强,当其作为量测方程时会带来较大的误差,从而简化为:

$$b_i = (C_i^f)^T r_i \quad (9)$$

式中,

$$r_i = \frac{1}{\sqrt{(X_i + x)^2 + (Y_i + y)^2 + (Z_i + z)^2}} \begin{bmatrix} X_i + x \\ Y_i + y \\ Z_i + z \end{bmatrix} \quad (10)$$

考虑误差影响,有:

$$\tilde{b}_i = b_i + v_i \quad (11)$$

测量噪声 v_i 为符合正态分布的高斯噪声,且

$$E\{v_i\} = 0 \quad (12)$$

$$R_i^{\text{QUEST}} = E\{v_i v_i^T\} = \sigma^2 (I_{3 \times 3} - b_i b_i^T) \quad (13)$$

2 鲁棒高阶容积滤波设计

2.1 最大熵准则

定义两随机变量 $X, Y \in \mathbf{R}$, 则其相关熵为:

$$V(X, Y) = E[\kappa(X, Y)] = \iint \kappa(X, Y) dF_{X, Y}(x, y) \quad (14)$$

其中, $F_{X,Y}(x,y)$ 为 X 和 Y 的联合概率密度函数, $E(\cdot)$ 表示求取期望值, $\kappa(\cdot)$ 表示高斯核函数。

将 $\kappa(\cdot)$ 定义为:

$$\kappa(x,y) = K_{\sigma}(\varepsilon) = e\left(-\frac{\varepsilon^2}{2\sigma^2}\right) \quad (15)$$

其中, $\varepsilon = x - y$, $\sigma > 0$ 为相关熵的核宽。从式(15)可以看出,当 $\varepsilon = 0$ 时, $\kappa(x,y)$ 取最大值。

2.2 鲁棒高阶容积滤波方法

鲁棒高阶容积滤波方法是基于高阶容积滤波算法中的时间更新方法对最大熵滤波算法进行的改进设计^[9-11]。

2.2.1 参数初始化

状态估计初值 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 和误差协方差阵初值 \mathbf{P}_{x_0} 分别为:

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0] \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{x_0} = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \quad (17)$$

2.2.2 计算容积点

$$\boldsymbol{\chi}_{k-1,i} = \hat{\mathbf{x}}_k + \sqrt{\mathbf{P}_{k-1|k-1}} \boldsymbol{\xi}_i, \quad i=0,1,\dots,2n^2 \quad (18)$$

2.2.3 时间更新

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1,i} = f(\boldsymbol{\chi}_{k-1,i}), \quad i=0,1,\dots,2n^2 \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n^2} \omega_i \boldsymbol{\chi}_{k|k-1,i}, \quad i=0,1,\dots,2n^2 \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k|k-1} = & \sum_{i=0}^{2n^2} \omega_i (\boldsymbol{\chi}_{k|k-1,i} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \cdot \\ & (\boldsymbol{\chi}_{k|k-1,i} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T + \mathbf{Q}_{k-1}, \\ & i=0,1,\dots,2n^2 \end{aligned} \quad (21)$$

式中,

$$\omega_i = \begin{cases} \frac{2}{n+2}, & i=0 \\ \frac{1}{(n+2)^2}, & i=1,2,\dots,2n(n-1) \\ \frac{4-n}{2(n+2)^2}, & i=2n(n-1)+1,\dots,2n^2 \end{cases} \quad (22)$$

2.2.4 量测更新

计算用于量测更新的容积点。

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1,i} = \sqrt{\mathbf{P}_{k|k-1}} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \quad i=0,1,\dots,2n^2 \quad (23)$$

将容积点代入量测方程

$$Y_{k|k-1,i} = \mathbf{h}(\boldsymbol{\chi}_{k|k-1,i}), \quad i=0,1,\dots,2n^2 \quad (24)$$

量测的估计值为:

$$\hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n^2} \omega_i Y_{k|k-1,i}, \quad i=0,1,\dots,2n^2 \quad (25)$$

协方差阵 $\mathbf{P}_{yy,k}$ 和互协方差阵 $\mathbf{P}_{xy,k|k-1}$ 分别为:

$$\mathbf{P}_{yy,k} = \sum_{i=0}^{2n^2} \omega_i (Y_{k|k-1,i} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})(Y_{k|k-1,i} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})^T + \mathbf{R}_k, \quad i=0,1,\dots,2n^2 \quad (26)$$

$$\mathbf{P}_{xy,k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n^2} \omega_i (\boldsymbol{\chi}_{k|k-1,i} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(Y_{k|k-1,i} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})^T, \quad i=0,1,\dots,2n^2 \quad (27)$$

预测误差 $\boldsymbol{\delta}_k$ 为:

$$\boldsymbol{\delta}_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^- \quad (28)$$

式中, \mathbf{x}_k 为 t_k 时刻状态真实值。

由式(28)可知,状态预测值 $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 可表示为:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{x}_k - \boldsymbol{\delta}_k \quad (29)$$

测量方程可以近似表示为:

$$\mathbf{y}_k \approx \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) + \mathbf{H}_k(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (30)$$

式中,

$$\mathbf{H}_k = [(\mathbf{P}_{x_k}^-)^{-1} \mathbf{P}_{x_k y_k}]^T \quad (31)$$

求解线性回归问题

$$\begin{cases} \mathbf{y}_k - \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) + \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^- \\ \hat{\mathbf{x}}_k^- \end{cases} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} \mathbf{n}_k \\ -\boldsymbol{\delta}_k \end{bmatrix} \quad (32)$$

定义如下矢量:

$$\mathbf{T}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_n & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{P}_{x_k}^- \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{T}_k^{-1/2} \begin{bmatrix} \mathbf{y}_k - \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) + \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^- \\ \hat{\mathbf{x}}_k^- \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{T}_k^{-1/2} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$\boldsymbol{\xi}_k = \mathbf{T}_k^{-1/2} \begin{bmatrix} \mathbf{n}_k \\ -\boldsymbol{\delta}_k \end{bmatrix} \quad (36)$$

则式(30)可写为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{M}_k \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\xi}_k \quad (37)$$

将鲁棒高阶容积滤波测量更新变为求解式(38)指标函数的最大值。

$$J(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^{m+n} K_{\sigma}(v_i) \quad (38)$$

式中, v_i 为 $\boldsymbol{\zeta}$ 的第 i 个元素,且

$$\boldsymbol{\zeta} = \mathbf{M}_k \hat{\mathbf{x}}_k^- - \mathbf{z}_k \quad (39)$$

指标函数 J 最大的解满足:

$$\sum_{i=1}^{m+n} \frac{\partial K_{\sigma}(\zeta_i)}{\partial v_i} \cdot \frac{\partial v_i}{\partial \mathbf{x}_k} = 0 \quad (40)$$

展开式(40),得:

$$\sum_{i=1}^{m+n} -\frac{v_i}{\sigma^2} e\left(-\frac{v_i^2}{2\sigma^2}\right) \frac{\partial v_i}{\partial \mathbf{x}_k} = 0 \quad (41)$$

化简得:

$$\sum_{i=1}^{m+n} \varphi(v_i) \frac{\partial v_i}{\partial \mathbf{x}_k} = 0 \quad (42)$$

其中, $\varphi(v_i) = v_i \cdot K_\sigma(v_i)$ 。

定义 $\psi(v_i)$ 和 $\Psi(v_i)$ 分别为:

$$\psi(v_i) = \frac{\phi(v_i)}{v_i} \quad (43)$$

$$\Psi(v_i) = \text{diag}[\psi(v_i)] \quad (44)$$

于是,式(39)可写为:

$$\mathbf{M}_k^T \Psi(\mathbf{M}_k \mathbf{x}_k - \mathbf{z}_k) = \mathbf{0} \quad (45)$$

通过迭代的方法得到式(45)的解为:

$$\mathbf{x}_k^{(j+1)} = (\mathbf{M}_k^T \Psi^{(j)} \mathbf{M}_k)^{-1} \mathbf{M}_k^T \Psi^{(j)} \mathbf{z}_k \quad (46)$$

式中, j 为迭代次数。

迭代的初值 \mathbf{x}_k^0 可以选择为:

$$\mathbf{x}_k^0 = (\mathbf{M}_k^T \mathbf{M}_k)^{-1} \mathbf{M}_k^T \mathbf{z}_k \quad (47)$$

式(43)的收敛解为 Huber-Based 滤波的测量更新 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 。

估计协方差矩阵 $\hat{\mathbf{P}}_{x_k}$ 为:

$$\mathbf{P}_{x_k} = (\mathbf{M}_k^T \Psi \mathbf{M}_k)^{-1} \quad (48)$$

3 数学仿真与分析

3.1 仿真场景及条件

在仿真实验中,加速度计的常值漂移为 $250 \mu\text{g}$,随机噪声的方差为 $50 \mu\text{g}/\text{h}^{1/2}$;陀螺仪的常值漂移为 $0.1^\circ/\text{h}$,白噪声方差为 $0.08^\circ/\text{h}^{1/2}$;视觉导航系统量测噪声为 $3500 \mu\text{rad}$,焦距为 1 m 。系统噪声的污染率为 0.1 ,污染噪声的标准差为系统噪声标准差的 5 倍。

3.2 仿真结果及分析

图 2~4 给出了使用鲁棒高阶容积滤波方法得到的相对位置、相对速度以及相对姿态的误差变化

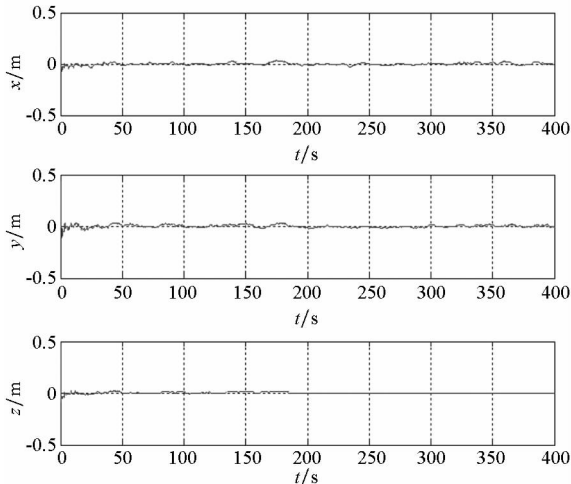


图 2 相对导航位置估计误差

Fig. 2 Position estimated error of relative navigation

曲线;图 5~7 给出了扩展卡尔曼滤波(Extend Kalman Filter, EKF)、高阶容积卡尔曼滤波(High-degree Cubature Kalman Filter, HCKF)、最大熵滤波(Maximum Correntropy Kalman Filter, MCKF)以及

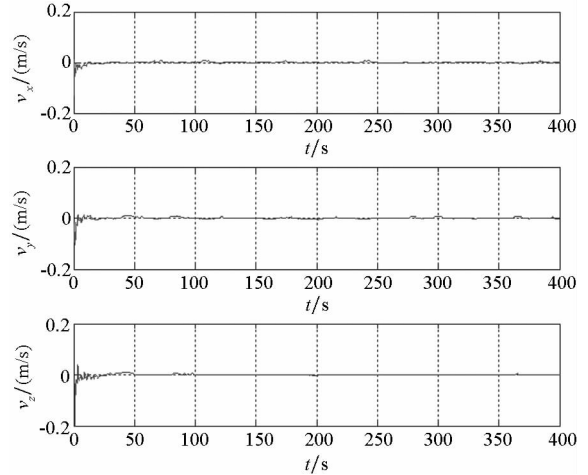


图 3 相对导航速度估计误差

Fig. 3 Velocity estimated error of relative navigation

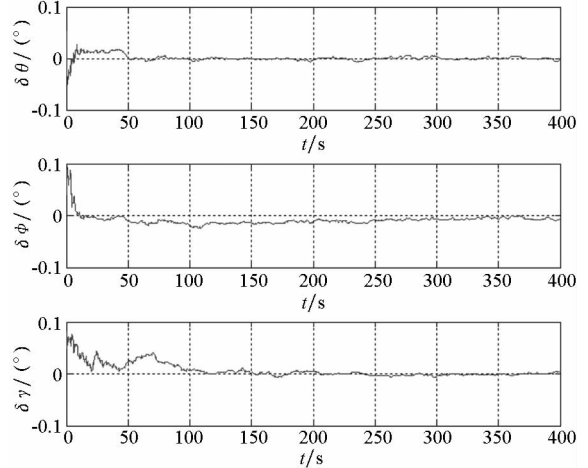


图 4 相对导航姿态估计误差

Fig. 4 Attitude estimated error of relative navigation

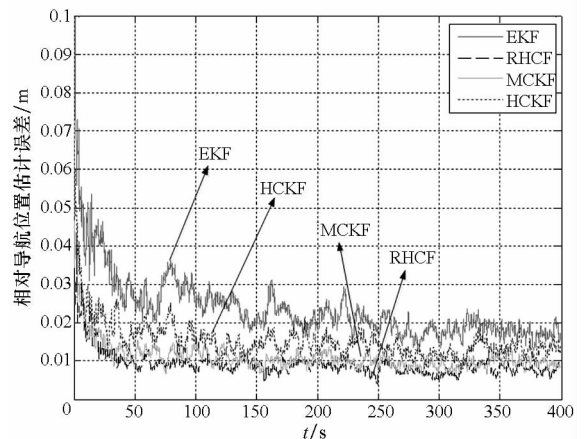


图 5 相对位置估计精度对比

Fig. 5 Contrast of relative position estimated accuracy

鲁棒高阶容积滤波(Robust High-degree Cubature Filter, RHCF)四种方法相对位置、相对速度和相对姿态的估计精度。仿真结果表明:当系统噪声为闪烁噪声时,鲁棒高阶容积滤波估计精度最高,其次为最大熵滤波,再次为高阶容积卡尔曼滤波,精度最低的为扩展卡尔曼滤波。

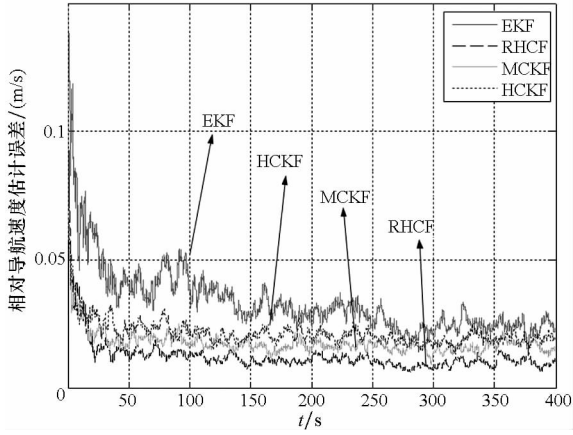


图6 相对速度估计精度对比

Fig. 6 Contrast of relative velocity estimated accuracy

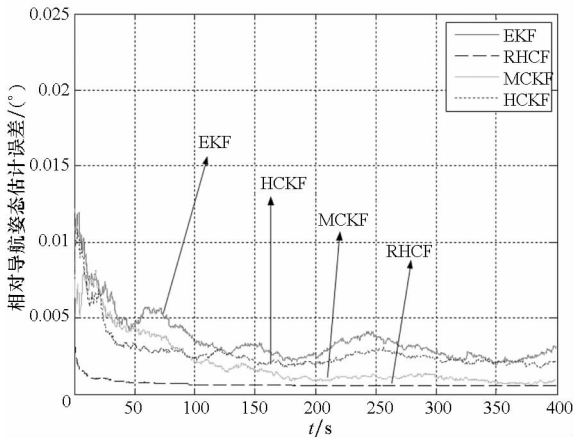


图7 相对姿态估计精度对比

Fig. 7 Contrast of relative attitude estimated accuracy

4 结论

提出了基于最大熵理论的鲁棒高阶容积滤波方法,设计了惯导和视觉多传感器相对导航滤波器,并进行数学仿真。仿真结果表明鲁棒高阶容积滤波算法提高了本系统相对导航的状态估计精

度,并适应系统噪声为非高斯噪声的条件,解决了实际工程问题。

参考文献 (References)

- [1] Ezequiel C A F, Cua M, Libatique N C, et al. UAV aerial imaging applications for post-disaster assessment, environmental management and infrastructure development[C]//Proceedings of International Conference on Unmanned Aircraft Systems, 2014.
- [2] Ambrosia V, Wegener S, Brass J, et al. The UAV western states fire mission: concepts, plans and developmental advancements[C]//Proceedings of AIAA 3rd "Unmanned Unlimited" Technical Conference, Workshop and Exhibit, AIAA 2004-6415, 2004: 20-23.
- [3] Wise R A, Rysdyk R T. UAV coordination for autonomous target tracking [C]//Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, AIAA 2006-6453, 2006: 21-24.
- [4] 樊琼剑, 杨忠, 方挺, 等. 多无人机协同编队飞行控制的研究现状[J]. 航空学报, 2009, 30(4): 683-691.
FAN Qiongjian, YANG Zhong, FANG Ting, et al. Research status of coordinated formation flight control for multi-UAVs[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(4): 683-691. (in Chinese)
- [5] 魏喜庆, 宋申民. 无模型容积分卡尔曼滤波及其应用[J]. 控制与决策, 2013(5): 769-773.
WEI Xiqing, SONG Shenmin. Model-free cubature Kalman filter and its application[J]. Control and Decision, 2013(5): 769-773. (in Chinese)
- [6] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [7] Jia B, Xin M, Cheng Y. High-degree cubature Kalman filter [J]. Automatica, 2012, 49(2): 510-518.
- [8] Chen B D, Liu X, Zhao H Q, et al. Maximum correntropy Kalman filter [J]. Automatica, 2015, 76: 70-77.
- [9] 魏喜庆, 宋申民. 基于改进容积分卡尔曼滤波的奇异避免姿态估计[J]. 航空学报, 2013, 34(3): 610-619.
WEI Xiqing, SONG Shenmin. Improved cubature Kalman filter based attitude estimation avoiding singularity [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(3): 610-619. (in Chinese)
- [10] Leong P H, Arulampalam S, Lahaewa T A, et al. A gaussian-sum based cubature Kalman filter for bearings-only tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2013, 49(2): 1161-1176.
- [11] Wang S Y, Feng J C, Tse C K. Spherical simplex-radial cubature Kalman filter [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(1): 43-46.