

文章编号:1002-2082(2016)06-0860-06

基于改进 UKF 的加油机位姿预测方法

符 毅,孔星炜,董新民,支健辉,高 宇

(空军工程大学 航空航天工程学院,陕西 西安 710038)

摘 要:针对无人机自主空中加油保持阶段加油机位姿跟踪精度不高的问题,提出了一种改进 UKF(无损卡尔曼滤波)预测方法。建立了视觉导航系统模型,利用 Harris 算法检测角点,并用 RANSAC(随机序列一致性)算法进行角点匹配。将历史预测数据引入当前时刻 UKF 预测值,并通过匹配角点所得姿态观测值对改进 UKF 预测值进行修正,从而实现加油机姿态的高精度预测。仿真结果表明,改进 UKF 在遭遇突发强干扰时姿态预测性能明显优于标准 UKF,所预测误差小于 5.8%,满足空中加油精度要求。该算法避免了强干扰引发的预测出错,有效抑制了突发干扰。

关键词:自主空中加油;视觉导航;角点提取;角点匹配;UKF

中图分类号:TN206;V249.1

文献标志码:A

doi:10.5768/JAO201637.0602004

Tanker pose prediction based on modified unscented Kalman filter

Fu Yi, Kong Xingwei, Dong Xinmin, Zhi Jianhui, Gao Yu

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aiming at the low accuracy problem of the tanker pose tracking in the autonomous aerial refueling, a modified unscented Kalman filter(UKF) algorithm was put forward. The mathematical model of vision navigation was established. The Harris method was applied for corner detection, and then the random sample consensus(RANSAC) was used to match the detected corner. The historical forecast data was introduced into the current prediction so that the UKF prediction results could be modified with respect to the observation results from the corner match. As a result, the goal of high accuracy prediction was achieved. Compared with the standard UKF, the experimental results show that the prediction error of the proposed method is smaller than 5.8% which is feasible and effective in aerial refueling. The algorithm can eliminate the prediction error caused by the strong inference so as to effectively suppress the strong interference.

Key words: autonomous aerial refueling; vision navigation; corner detection; corner matching; unscented Kalman filter(UKF)

引言

无人机因其具有强大的军事和商业应用潜能而倍受追捧。空中加油能够大大增强无人机的滞空时间^[1],是无人机的力量倍增器。然而制约无

人机应用的自主空中加油问题仍然很严峻。除了美国等少数国家进行实物验证外^[2-4],其他国家大多停留在初级理论研究阶段,使得无人机的运用受到很大限制。我国无人机自主空中加油研究起

收稿日期:2016-06-03; 修回日期:2016-07-04

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61473307)

作者简介:符毅(1992—),男,四川广安人,硕士研究生,主要从事飞行控制与仿真技术研究。

E-mail:392182646@139.com

步晚基础薄,距离实际工程应用相差甚远。

无人机自主空中加油的核心之一就是精确导航,以实现加油对接和保持。现行的导航方式主要有 GPS(全球定位系统), INS(惯性导航)和 MV(机器视觉)以及光电系统导航方式。GPS 在近距对接和姿态保持时会出现遮挡和信号延迟,且精度只有亚米级,INS 有一定的信号漂移,虽然 GPS、INS 组合导航能提高精度,但算法繁琐,实施相对困难,不能满足空中加油对接和姿态保持的实时性要求;光电系统需要特殊的传感器因而使用有限;随着机器视觉的快速发展,其高精度,实时性好和易获取等优点能弥补上述不足,使得机器视觉广泛应用于解决空中加油的导航问题。文献^[5-6]研究表明,视觉导航系统的主要误差为角点检测误差、图像匹配误差、镜头畸变误差等观测误差和噪声的随机性。利用滤波算法可以很好地提高导航精度。传统的滤波算法主要有卡尔曼滤波、EKF(扩展卡尔曼滤波)和 UKF(无损卡尔曼滤波)。卡尔曼滤波算法^[7]虽然计算简单精度高,但只适合处理建模精确的情况,难以推广应用。EKF^[8]虽然在低阶非线性情况满足滤波要求,但若遇高阶非线性强干扰,滤波结果很可能发散,具有一定局限性。文献^[9]中 UKF 与 EKF 比较表明,UKF 滤波精度更高,但没有讨论 UKF 受初值影响收敛快慢的实时性问题。文献^[10]针对 UKF 处理复杂加性噪声问题,提出了噪声自适应方法,虽然滤波效果很好,但是没有涉及 UKF 算法自身的抗噪能力。

本文将针对无人机自主空中加油保持阶段采用改进 UKF 算法预测加油机位姿,不仅算法计算简单,并能有效抑制高阶非线性扰动。通过引入加性噪声,验证了改进 UKF 滤波的鲁棒性。仿真实验表明,本算法滤波跟踪对于突发强扰动的鲁棒性明显优于标准 UKF,且满足空中加油导航精度要求。

1 视觉导航系统模型

1.1 建立状态方程

视觉导航系统状态方程包括无人机和加油机的运动模型,即利用无人机和加油机的相对位姿状态作为系统滤波状态向量。卡尔曼滤波分为预测和更新两步,使用视觉导航数据作为预测状态向量。建立状态方程如下:

$$p_i = p_{l,i} - p_{v,i} \quad (1)$$

式中 p_i 为 i 时刻滤波方程状态向量,其中,

$$p_{v,i} = \begin{bmatrix} d_{v,i}^c \\ v_{v,i}^c \\ \varphi_{v,i}^c \end{bmatrix}_{8 \times 1} = \begin{bmatrix} d_{v,i-1}^c + v_{v,i-1}^c \cdot \Delta t \\ v_{v,i-1}^c + (C_v^c h_v^b + g^c) \cdot \Delta t \\ \varphi_{v,i-1}^c + S_v^c \omega_v^b \cdot \Delta t \end{bmatrix} + W_{v,i} \quad (2)$$

$$p_{l,i} = \begin{bmatrix} d_{l,i}^c \\ v_{l,i}^c \\ \varphi_{l,i}^c \end{bmatrix}_{8 \times 1} = \begin{bmatrix} d_{l,i-1}^c + v_{l,i-1}^c \cdot \Delta t \\ v_{l,i-1}^c + (C_l^c h_l^b + g^c) \cdot \Delta t \\ \varphi_{l,i-1}^c + S_l^c \omega_l^b \cdot \Delta t \end{bmatrix} + W_{l,i} \quad (3)$$

式中: $p_{v,i}$ 和 $p_{l,i}$ 为 i 时刻无人机和加油机状态; $d_{v,i}^c, v_{v,i}^c, \varphi_{v,i}^c$ 和 $d_{l,i}^c, v_{l,i}^c, \varphi_{l,i}^c$ 分别为 i 时刻导航坐标系下无人机和加油机的三维位置、速度和姿态; Δt 为滤波采样周期; C_b^c, S_b^c 分别为机体到导航系的坐标转移矩阵和角速率转移矩阵; $W_{v,i}$ 和 $W_{l,i}$ 为运动模型部分系统过程噪声; h_v^b, h_l^b 和 ω_v^b, ω_l^b 分别为机体坐标系下的加速度和角速度; g^c 为重力加速度。

1.2 建立观测方程

观测向量 z_i 由导航坐标系下无人机和加油机的相对高度、横向距离、俯仰角和偏航角组成:

$$z_i = [0_{1 \times 1} \quad 1_{1 \times 2} \quad 0_{1 \times 3} \quad 1_{1 \times 2}] p_i + v_{m,i} \quad (4)$$

式中 $v_{m,i}$ 为观测噪声。如图 1 所示,通过摄像机针孔成像原理,可以计算出图像坐标系中特征点(y_c, z_c)在导航坐标系中的位置。如下式:

$$z_i = \begin{bmatrix} Y_c \\ Z_c \\ \phi \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{X_c \cdot Y_c}{f} \\ \frac{X_c \cdot Z_c}{f} \\ \tan^{-1}(\frac{Y_c}{X_c}) \\ \tan^{-1}(\frac{Z_c}{X_c}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $[X_c \quad Y_c \quad Z_c]^T = C_l^c d_{l,i}^c$ 为加油机特征点在相机导航坐标系下的坐标; f 是相机焦距; $v_{m,i}$ 为特征点观测噪声; ϕ 和 θ 分别为俯仰角和偏航角。通过相对时间距离变化就可以求出三维速度,得到滤波状态初值。

2 特征提取和匹配

本文采用经典的 Harris 特征点检测算法,提取加油机特征点。Harris 角点检测对于图形的旋转等具有很好的鲁棒性,如图 2 所示。对于加油机

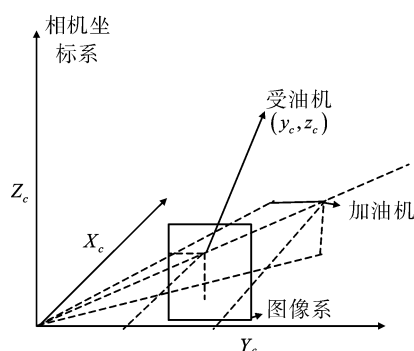


图1 导航坐标下加油机和受油机相对位置

Fig. 1 Tanker/follower relative position in camera navigation coordinate system

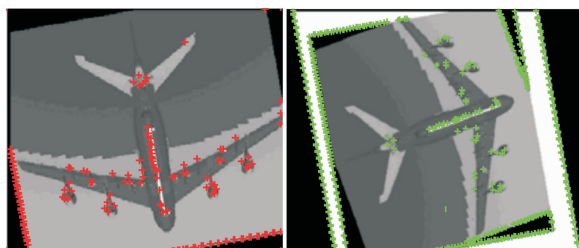


图2 Harris 角点检测

Fig. 2 Corners detected by Harris

特征提取性能优越。因红外 LED 具有光波易探测,安装简便,不需要特殊照相设备等诸多优点^[11],便于后续的特征点提取,使用红外 LED 灯作标志。在机翼两端安装 2 个标志灯,在加油机机身安装 3 个标志灯。

Harris 算法采用 5×5 的高斯窗口扫描图像,计算窗口中心像素点的图像灰度强度 I 沿 x 和 y 方向的一阶导数,构造相关矩阵:

$$M = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_{xy} \\ I_{yx} & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

定义角点响应函数:

$$C = \frac{\det(M)}{\text{tr}(M) + \epsilon} \quad (7)$$

式中, $\det(M)$ 、 $\text{tr}(M)$ 为 M 矩阵行列式的值和迹, ϵ 为较小的常数,用来避免 M 矩阵秩为零时算法无效。若 C 大于某一给定阈值即认为该点为角点,反之则舍弃。利用 Harris 提取的图像角点肯定要多于事先设定的特征点数,通过 RANSAC 匹配算法可以消除很多 Harris 提取的伪角点。

RANSAC 算法通过迭代计算数据模型参数,并且该模型参数适用于所有局内点,即检测有效点。通过选择合适的算法参数和迭代次数,能得到精确度很高的匹配角点,并且鲁棒性很好。

仿真结果如图 3 所示。匹配角点还需经形态学滤波,并通过已知特征点坐标筛选才能达到很好的匹配效果。匹配角点经坐标转换便可得到在导航坐标系中的三维坐标,通过计算就能得到系统状态信息,用于修正改进 UKF 预测值。

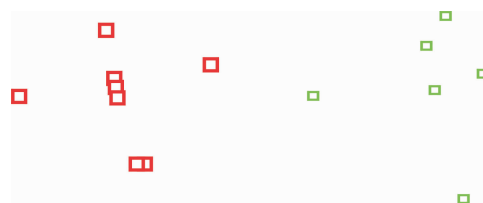


图3 RANSAC 角点匹配

Fig. 3 Corners matched by RANSAC

3 改进 UKF 滤波设计

卡尔曼滤波器从 1960 年提出来以后,广泛用于线性滤波问题的求解,但由于非线性的现实环境限制,卡尔曼滤波器的运用受到一定限制。EKF 应运而生,在处理低阶非线性问题时 EKF 满足精度要求,但如果高阶影响很大,可能导致滤波结果发散。

UKF 在处理非线性问题时克服了 EKF 的泰勒展开高阶省略带来的误差,因而理论性能优于 EKF^[12]。和 EKF 不同的是,UKF 不是依靠残差来计算估计量,使得每一步循环省略了繁琐的矩阵求逆,也就是不涉及雅克比矩阵计算。所以 UKF 一经提出,便得到广泛推广。UKF 使用 σ 点和 UT 变换来估计数据,使用采样方法近似非线性分布来解决非线性滤波问题^[13-15]。即用 σ 点的非线性分布来代替原数据模型的非线性化,通过调节 σ 点分布的均值和方差,来调节逼近程度。由于 UT 变换基于高斯分布,所以比非线性函数更加容易模拟系统状态,并能用很少的 σ 点表示系统高阶信息。因为 UKF 是对非线性函数的概率密度进行近似,而不是对非线性函数进行近似,所以即使系统的模型复杂也不增加算法的实现难度。滤波方程如下:

$$\begin{cases} Z = H \cdot p + V \\ p_{i+1} = \Phi \cdot p_i + \Gamma \cdot W \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \lambda = \partial^2(n + k\alpha p) - n \\ W_0^m = \lambda / (n + \lambda) \\ W_0^c = \lambda / (n + \lambda) + (1 - \partial^2 + \beta) \\ W_i^m = W_i^c = 1 / 2(n + \lambda), i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\Gamma = \begin{bmatrix} 0_{4 \times 4} \\ 0.1 \cdot I_{4 \times 4} \end{bmatrix}$; k, a, p 是尺度参数, 调整它可

以提高逼近精度; $\Phi = \begin{bmatrix} I_{4 \times 4} & 0.1 \cdot I_{4 \times 4} \\ 0.1 \cdot I_{4 \times 4} & I_{4 \times 4} \end{bmatrix}$; β ,

α, λ 为比例因子, 调节 β 可提高估值方差精度, 调节 α, λ 可以提高估值的均值精度, 分别取 2, 0.55 和 -7.0925; W_i^m, W_i^c 分别为计算 σ 点均值和方差的权重; 误差方差分别为 R 和 Q ; V 和 W 分别是量测噪声和过程噪声, 均是均值为 0 方差为 1 的高斯白噪声, 且不相干。按照文献[16]设置滤波参数:

$$\begin{cases} P_0 = \text{diag}(\frac{50^2}{3^2}, \frac{20^2}{3^2}, \frac{5^2}{3^2}, \frac{50^2}{3^2}, \frac{20^2}{3^2}, \frac{5^2}{3^2}, \frac{5^2}{3^2}, \frac{5^2}{3^2}) \\ Q = [(2e-5) \cdot I_{8 \times 8}] \\ R = \begin{bmatrix} (1e-3) \cdot I_{4 \times 4} \\ 0_{4 \times 4} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (10)$$

通过 GPS 导航数据取平均值可得滤波状态初值: $X_0 = [21, 9, 0.5, 0.4, 0.5, 0.5, 0.4, 0]$ 。把上面建立的视觉导航系统模型代入 UKF 滤波器, 得到实时估计值, 再根据观测值不断修正预测值。UKF 受初值一定影响, 虽然能够最终收敛, 但对于实时性要求极高的空中加油模型, 还是有一定局限性。本文通过采取一定的量测更新算法, 有效解决了 UKF 在遭遇突发强干扰时预测精度下降的问题, 使得其性能更加稳定可靠。本文建立以下量测更新模型:

$$\hat{X}_i = \begin{cases} \hat{X}_i^- + K_i \cdot (Z_i - \hat{Z}_i), & \left| \frac{\hat{X}_i}{\hat{X}_{i-1}} - 1 \right| < \tilde{\mathcal{P}} \\ \hat{X}_{i-1} + K_i \cdot (Z_i - \hat{Z}_i), & \left| \frac{\hat{X}_i}{\hat{X}_{i-1}} - 1 \right| > \tilde{\mathcal{P}} \end{cases} \quad (11)$$

$$\delta_i = \begin{cases} \frac{Z_i}{\sum_{n=0}^4 Z_{i-n}}, & \left| \frac{Z_i}{Z_{i-1}} - 1 \right| \leq \Omega \\ 0, & \left| \frac{Z_i}{Z_{i-1}} - 1 \right| > \Omega \end{cases} \quad (12)$$

$$Z_i = \sum_{n=0}^4 (\delta_{i-n} \cdot Z_{i-n}) \quad (13)$$

式: \hat{X}_i 为状态估计值; Z_i 为量测值; \hat{Z}_i 为量测估计值; K_i 为滤波增益; $\tilde{\mathcal{P}}$ 和 Ω 为阈值, 分别取 0.005, 0.125; δ_i 为量测值的权值, 使用前 5 帧图像的匹配特征点经加权计算后作为当前观测值。并且当 δ_i 超过一定阈值, 即认为该时刻匹配点为废点, 并继续计算下一帧图像匹配值, 直到 5 帧有效匹配图像

完成, 然后进行下一循环。为了模拟突发强干扰, 引入以下复杂加性噪声:

$$\begin{cases} S_k = f(X_{k-1}) + l(X_{k-1}) \cdot W_{k-1} \\ F_k = j(X_{k-1}) + m(X_{k-1}) \cdot V_{k-1} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $f(\cdot), l(\cdot), j(\cdot)$ 和 $m(\cdot)$ 都是高阶非线性函数; W_k 和 V_k 分别是系统的过程噪声和观测噪声。

在滤波估计时, 滤波器每预测一个状态, 就与前一时刻预测值和现在时刻观察匹配值进行比较。当现在时刻预测值与前一时刻预测值相差小于阈值时, 就认为该时刻预测有效。否则, 即当噪声模型变为更加复杂的加性噪声时造成预测误差变大并超过阈值, 就认为该时刻预测无效。并用前一时刻预测值取代当前预测值, 以此循环直到预测结束, 即当前预测值与前一时刻预测值残差小于阈值, 这样就能有效应对 UKF 在面对突发强干扰时预测精度不足的问题。

4 仿真分析

为了验证改进 UKF 算法对于加油机位姿预测的性能, 本文通过 Simulink 搭建加油平台, 在加入较强随机扰动情况下, 应用改进 UKF 滤波器对加油保持阶段的加油机进行位姿预测。从受油机和加油机完成对接开始, 每隔 0.1 s 采样一次, 计时 20 s, 并在 6 s 到 8 s 间加一个复杂加性噪声模拟强阵风等突发强扰动。利用上述方法预测加油机的相对位置, 速度和姿态, 并与标准 UKF 滤波预测值进行比较, 得到的误差曲线如图 4~图 8 所示。

从仿真图 4~图 6 可以看出, 在较强扰动下, 预测误差是随机的。虽然标准 UKF 能够满足一般情况下的预测精度, 但在遭遇强干扰时, 精度会突然降低甚至发散。在 6 s~8 s 期间, 距离误差已经达到米级, 速度误差也与空中加油导航精度相去甚远。虽然 8 s 以后逐渐收敛至精度要求以内, 但对于实时性要求极高的空中加油导航, 显然不能很好地解决实时性精确导航问题。经过改进的 UKF 滤波后, 能有效应对突发干扰且精度大大提高。可以看到在 6 s~8 s 这一时间段内, 经过改进的 UKF 预测误差基本没有波动, 能够很好滤掉高阶复杂噪声, 相比标准 UKF 性能更加稳定。图 6 中, 姿态角误差都在 $1''$ 以内。因为强扰动时间短,

距离变化引起的角度变化很小。说明在外界扰动很小时,标准 UKF 和改进 UKF 具有相似精度。从图 7 和 8 可以看出,距离误差保持在 10 cm 以内,速度误差也在 0.1 m/s 以内,满足自主空中加油精度要求。证明使用该方法能够保证空中加油保持阶段顺利完成。

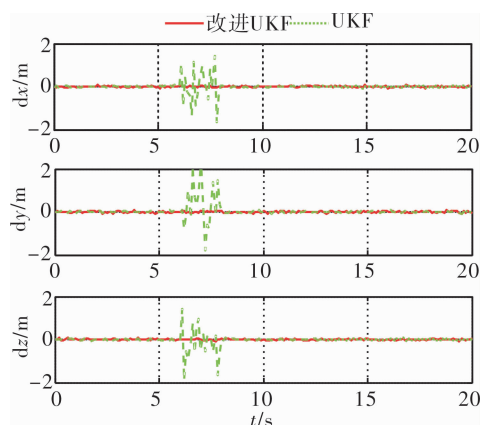


图 4 距离量测误差曲线

Fig. 4 Results of distance measurement error

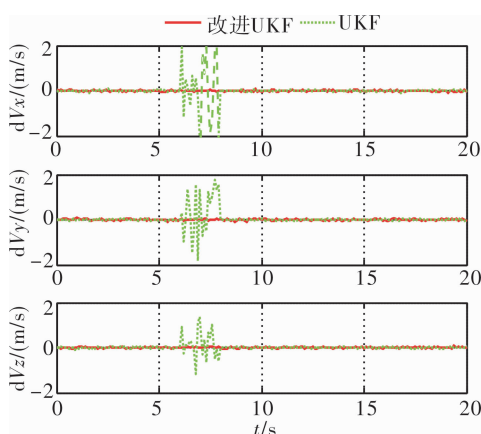


图 5 速度量测误差

Fig. 5 Results of velocity measurement error

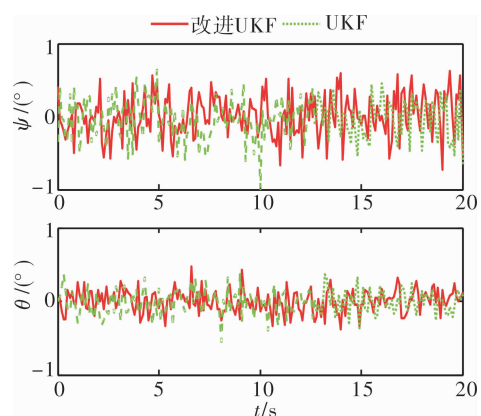


图 6 姿态量测误差曲线

Fig. 6 Results of attitude measurement error

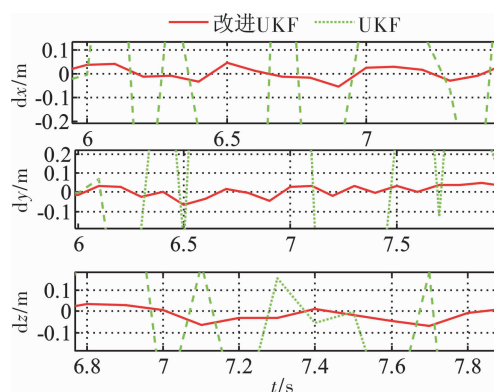


图 7 图 4 放大图

Fig. 7 Zoomed results of Fig. 4

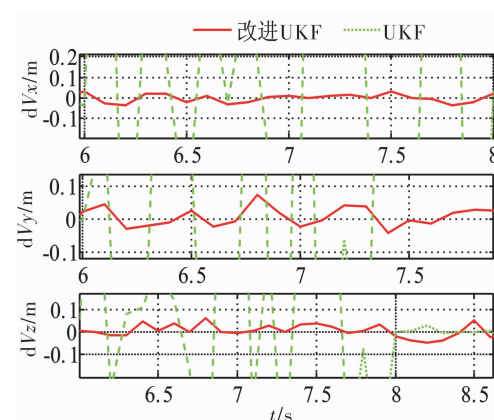


图 8 图 5 放大图

Fig. 8 Zoomed results of Fig. 5

5 结束语

本文提出一种改进的 UKF 滤波算法,考虑了高阶复杂加性噪声,对无人机自主空中加油保持阶段进行位姿预测。仿真结果表明,该算法能够很好抑制突发高阶复杂噪声,且预测精度高,满足空中加油导航要求。较之标准 UKF,改进后的 UKF 滤波器使用范围更广,性能更加稳定,为实际应用提供一定理论支撑和技术借鉴。

参考文献:

- [1] Bolkcom C. Air force aerial refueling [R]. Washington, DC: Congressional Research Service, The Library of Congress, 2006:101.
- [2] Dong Xinmin, Xu Yuejian, Chen Bo. Process and challenges in automatic aerial refueling [J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2008, 9(6): 1-5.

董新民,徐跃鉴,陈博.自动空中加油技术研究进

- 展与关键问题[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2008, 9(6):1-5.
- [3] Campa G, Fravolini M L, Ficola A, et al. Autonomous aera refueling for UAVs using a combined GPS-machine vision guidance [C]//AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, Texas:AIAA,2003;1-11.
- [4] Qian Kun. Air refueling: from someone to no one across[J]. Intemational Aviation,2007(12):29-30.
钱琨. 空中加油: 从有人到无人的跨越[J]. 国际航空, 2007(12):29-30.
- [4] Lee D J, Alfriend K T, Precise real-time satellite orbit determination using the unscented Kalman filter [J]. Advances in the Astronautical Sciences, 2003, 114(3): 1853-1872.
- [5] Wang Haibin, Chen Huahua, Gu Weikang. Error analysis and compensate of 3D reconstruction algorithm based on visual navigation [J]. Journal of Transduction Technology, 2004, 12(4): 556-559.
王海彬,陈华华,顾伟康. 基于视觉导航的三维重建算法误差分析及补偿[J]. 传感技术学报,2004, 12(4): 556-559.
- [6] Zhou Xiaoda, Sun Xudong, Bing Yanghai, et al. Tracking of aerial refueling drogue based on Kalman predication. [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(6): 1041-1045.
周晓达,孙旭东,邴洋海,等. 基于 Kalman 预测的空中加油锥套跟踪方法[J]. 数据采集与处理,2014,29(6): 1041-1045.
- [7] Natassya B F, Daniel B S, Wilson D B, et al. Performance evaluation of the extended Kalman filter and unscented Kalman filter[C]//2015 IEEE International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). New York:IEEE,2015;733-741.
- [8] Tang S H, Kojima T, Namerikawa T, et al. Unscented Kalman filter for position estimation of UAV by using image information[C]// 2015 SICE Annual Conference. July 28-30, 2015, Hangzhou, China, USA; SICE,2015;695-700.
- [9] Xu Chao, Fan Yaozu, Shen Xiaorong, et al. Vision based navigation system of UAV and improvements of the corresponding filtering algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2010, 36(8):1000-1005.
徐超, 范耀祖, 沈晓蓉, 等. 一种无人机视觉导航方法及其滤波算法改进[J]. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(8):1000-1005.
- [10] Pollini L, Mati R, Innocenti M. Experimental evaluation of vision algorithms for formation flight and aerial refueling[C]//AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit, 16-19 August 2004, Providence,Rhode Island, USA;AIAA,2004.
- [11] Shady A, Maged,A, Abouelsou A,et al. A comparative study of unscented and extended Kalman filter for position and velocity estimation of stewart platform manipulator[C]// in the 5th Annual IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control and Intelligent Systems, June 8-12, 2015, Shenyang, China. New York: IEEE, 2015: 1216-1222.
- [12] Giannitrapani A, Ceccarelli N, Scortecchi F, et al. Comparison of EKF and UKF for spacecraft localization via angle measurements[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(1): 75-84.
- [12] Bisoi R, Dash P K. A hybrid evolutionary dynamic neural network for stock market trend analysis and prediction using unscented Kalman filter[J]. Applied Soft Computing, 2014,19: 41-56.
- [13] Song Qi, Han Jianda. An adaptive UKF algorithm for the state and parameter estimations of a mobile Robot[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(1):72-79.
- [14] Lyu Meixi, Cheng Cunhu, Zhang Zhengzhong, et al. Application of airborne video test technologies during aerial refueling flight test[J]. Measurement & Control Technology, 2006, 24(10): 53-56.
吕美茜,程存虎,张正中,等. 机载视频测试技术在空中加油试飞中的应用[J]. 测控技术, 2006, 24(10): 53-56.