

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2017.11.015

基于扩展卡尔曼滤波的小型固定翼 无人机姿态估计方法分析

杨兆*, 沈作军

北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100191

摘要: 随着小型固定翼无人机的发展, 由于其成本低、体积小等特点受到越来越多的企业青睐, 但是由于成本问题, 导致大部分企业只能选择成本较低的传感器, 因此, 针对固定翼无人机的姿态估计变得困难。为了解决这个问题, 需要研究出一种新的姿态估计方法。利用离散型扩展卡尔曼滤波原理, 结合常用的惯性导航系统和卫星定位系统, 对小型无人机姿态进行估计解算。仿真结果显示, 该方法可以准确地估计出无人机的姿态信息, 其最大误差不超过 2° , 通过与未进行滤波算法处理的结果相比较, 大大地减小了姿态估计的误差, 因此这种基于扩展卡尔曼滤波的姿态估计算法针对小型无人机的姿态估计是可靠的。

关键词: 小型无人机; 扩展卡尔曼滤波; 惯性导航系统; 卫星定位系统

中图分类号: V324 文献标识码: A 文章编号: 1007-5453 (2017) 11-0015-07

随着现代科技的发展, 无人机成为一种越来越受重视的新兴飞行器, 由于其低风险、低成本、可自主飞行和可重复利用的特点, 被广泛应用于军事和民用领域。针对小型无人机, 由于其制作成本低、体积较小, 在配备导航系统时, 主要选择重量轻、成本低且体积小、易于集成且功耗小的微机电系统 (Micro Electro Mechanical System, MEMS) 式惯性导航系统。惯导系统的最大缺点是随着时间的推移, 其误差随着时间的积分会愈来愈大。相对于高成本高精度的惯导系统, MEMS 的精度较低, 这会导致单纯的依靠 MEMS 进行姿态估计得到的误差越来越大并且不能得到修正。卫星定位导航系统可以提供不随时间积累误差的导航信息, 因此, 将这两种导航系统的数据进行融合, 从而给出一个较为精确的姿态信息。不准确的姿态信息会对无人机的飞行控制产生巨大的干扰, 不仅会使得无法完成规划的飞行任务, 严重时还会导致控制失稳, 造成无人机坠毁等事故。

本文基于扩展卡尔曼滤波理论 (Extended Kalman Filter, EKF), 结合 MEMS 的惯性导航系统和卫星定位导航系统的测量信息, 研究一种针对小型无人机的姿态估计方法, 并对其仿真分析。

1 卡尔曼滤波理论

卡尔曼滤波^[1]是一种对系统进行最优估计的算法, 其原理是利用线性系统状态方程, 通过对系统输入, 输出观测数据。由于所得观测数据包括系统本身所含噪声以及外界干扰的影响, 因此, 最优估计的过程也被视作滤波过程。卡尔曼滤波具有以下几个特点:

(1) 利用状态空间方程在时域内设计一种递推的滤波器, 可以用于估计多维的随机过程。

(2) 卡尔曼滤波理论采用状态方程去描述被估计量的动态变化规律。被估计的状态量其动态信息由两方面确定, 一是激励白噪声的统计信息, 二是动力学方程。在动力学方

收稿日期: 2017-09-01; 退修日期: 2017-10-09; 录用日期: 2017-10-17

* 通信作者. Tel.: 18810592546 E-mail: zy1505407@buaa.edu.cn

引用格式: YANG Zhao, SHEN Zuojun. Attitude estimation of fixed-wing UAVs with Extended Kalman Filter[J]. Aeronautical Science & Technology, 2017, 28 (11): 15-21. 杨兆, 沈作军. 基于扩展卡尔曼滤波的小型固定翼无人机姿态估计方法分析[J]. 航空科学技术, 2017, 28 (11): 15-21.

程已知并且激励白噪声是一个平稳过程的情况下,被估计的状态量既可以是平稳的,也可以是非平稳的。

(3) 虽然是在时域内设计的一种递推的滤波器算法,但是卡尔曼滤波有连续性和离散型两类算法,离散型算法方便在数字计算机上实现。

卡尔曼滤波理论克服了以往滤波理论的局限性,因此在工程上得到了较为广泛的应用,在航空航天领域的导航制导控制(GNC)方向以及通信领域都起到了重大的作用^[2]。

1.1 离散型卡尔曼滤波

由于离散型的卡尔曼滤波算法通过对时间进行离散,可以在数字计算机上进行编程计算,所以该方法在对信号的线性估计和处理方面有着广泛的应用。

假设在 t_k 时刻,系统噪声序列 \mathbf{W}_{k-1} 驱动被估计的状态量 \mathbf{X}_k ,式(1)描述了驱动的原理。

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \Gamma_{k-1} \mathbf{W}_{k-1} \quad (1)$$

式中: $\Phi_{k,k-1}$ 是由 t_{k-1} 的状态进入到 t_k 时刻状态的一步转移阵, Γ_{k-1} 是系统噪声驱动阵, \mathbf{W}_{k-1} 是系统噪声序列。

\mathbf{Z}_k 为 t_k 时刻状态量 \mathbf{X}_k 的量测量,它们之间有线性关系由量测方程表示:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (2)$$

式中: \mathbf{H}_k 为量测阵; \mathbf{V}_k 为量测噪声序列。式(1)和式(2)中的噪声序列满足下式:

$$\begin{cases} E[\mathbf{W}_k] = 0, \text{Cov}[\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_j] = E[\mathbf{W}_k \mathbf{W}_j^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{kj} \\ E[\mathbf{V}_k] = 0, \text{Cov}[\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_j] = E[\mathbf{V}_k \mathbf{V}_j^T] = \mathbf{R}_k \delta_{kj} \\ \text{Cov}[\mathbf{W}_k, \mathbf{V}_j] = E[\mathbf{W}_k \mathbf{V}_j^T] = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 分别是系统噪声序列的方差阵和量测噪声序列的方差阵,在这假定 \mathbf{Q}_k 是非负定矩阵, \mathbf{R}_k 是正定矩阵。根据线性最小方差的原理推导出离散型卡尔曼滤波方程。

卡尔曼滤波过程其实是一个预测校正的过程,根据系统方程利用上一个时刻的状态估计值进行预测,从而计算出当前时刻的一步状态估计值,而当前时间点的状态最优估计值是根据质量优劣参数和量测方程以及利用量测信息校正状态量的一步预测估计值这三个量得到的。

1.2 扩展卡尔曼滤波

对于一般的线性系统而言,离散型卡尔曼滤波基本方程都可以解决,但是对于工程应用中的实际系统而言,大部分都是非线性的,所以要求系统方程和量测方程是非线性

的,对于非线性系统,一般用式(4)表示:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}}(t) = f[\mathbf{X}(t), \mathbf{u}(t), t] + \mathbf{G}(t) \mathbf{w}(t) \\ \mathbf{Z}(t) = h[\mathbf{X}(t), t] + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: f 表示系统的非线性动力学函数,该函数与时间、输入量以及系统的状态量相关; \mathbf{G} 用来表示该系统的噪声输入。 h 表示系统的非线性量测函数,该函数与系统的状态和时间相关; \mathbf{w} 和 \mathbf{v} 是两组零均值白噪声序列,彼此相互独立,其初始状态不受系统的初始状态 $\mathbf{X}(0)$ 影响,它们具有如下特性:

$$\begin{cases} E[\mathbf{w}(t)] = 0 \\ E[\mathbf{w}(t) \mathbf{w}^T(\tau)] = \mathbf{Q}(t) \delta(t - \tau) \\ E[\mathbf{v}(t)] = 0 \\ E[\mathbf{v}(t_i) \mathbf{v}(t_j)] = \mathbf{R}(t_i) \delta_{ij} \end{cases} \quad (5)$$

如式(5)所描述的非线性系统,离散型卡尔曼滤波的基本方程将不再能解决该类问题。对于非线性较弱的系统,通过对式(4)中的非线性部分进行泰勒展开,保留一次项,省略掉高阶项,从而得到线性系统。用这种方法可以继续使用卡尔曼滤波基本方程对该线性系统状态进行估计。但是在对系统进行线性化时,需要找到一个系统的参照点,也就是一条参考的标称轨迹。假如选择的参考轨迹是系统噪声为0时所解算得到的轨迹,便会出现以下两个问题:其一,参考轨迹的状态量,量测值的参考值都预先存储在计算机中,需要较大的存储单元,在工程应用上,特别是对小型固定翼无人机而言,实现起来十分麻烦;其二,在实际的工程系统中,由于受到多方面的影响,随着时间的积累,实际轨迹与参考轨迹之间的误差将越来越大,此时如果还使用预存的参考轨迹,那么系统的非线性部分误差将十分大,从而难以忽略,因此会直接影响到系统的准确性。

在工程应用中,需要对系统进行线性化时,通常采用的参考轨迹是最优状态估计轨迹,把这种基于最优估计进行线性化的轨迹,再采用卡尔曼滤波进行估计的方法称为扩展卡尔曼滤波^[3]。

1.3 离散型扩展卡尔曼滤波方程

真实轨迹和标称轨迹之间的偏差定义用式(6)和式(7)表示:

$$\delta \mathbf{X}(t) = \mathbf{X}(t) - \widehat{\mathbf{X}}_k(t) \quad (6)$$

$$\delta \mathbf{Z}(t) = \mathbf{Z}(t) - \widehat{\mathbf{Z}}_k(t) \quad (7)$$

式中: $\widehat{\mathbf{Z}}_k(t)$ 为标称量测值,表达式为:

$$\widehat{Z}_k = h[\widehat{X}_k, t] \quad (8)$$

从式(8)可以看出,在递推的过程中,若要求得到状态量估计值 \widehat{X}_k ,那么必须已知量测值 \widehat{Z}_k ,但是量测值又需要从状态量估计值所计算得到,为了解决以上问题,采取上一时刻的状态量估计值来求解量测量的标称值:

$$\widehat{Z}_k = h[\widehat{X}_{k/k-1}, t] \quad (9)$$

到标称轨迹后,则可以对系统进行线性化,线性化后的标称轨迹有:

$$\begin{cases} \dot{\widehat{X}}(t) = f[X(t), t]_{X(t)=\widehat{X}(t)} + B(t)u(t) \\ \widehat{Z}(t) = h[X(t), t]_{X(t)=\widehat{X}(t)} \end{cases} \quad (10)$$

可得出:

$$\begin{cases} \delta\dot{X}(t) = F(t)\delta X(t) + G(t)w(t) \\ \delta Z(t) = H(t)\delta X(t) + v(t) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $F(t)$ 和 $H(t)$ 为雅可比矩阵,表达式为:

$$F(t) = \left. \frac{\partial f[X(t), t]}{\partial X^T(t)} \right|_{X(t)=\widehat{X}(t)} \quad (12)$$

$$H(t) = \left. \frac{\partial h[X(t), t]}{\partial X^T(t)} \right|_{X(t)=\widehat{X}(t)} \quad (13)$$

在对系统完成线性化后,还需要对系统进行离散,以便于在计算机上实现,离散后的系统为:

$$\begin{cases} \delta X_k = \Phi_{k,k-1}\delta X_{k-1} + W_{k-1} \\ \delta Z_k = H_k\delta X_k + V_k \end{cases} \quad (14)$$

其中:

$$\begin{cases} \Phi_{k,k-1} = I + F(t_{k-1}) \cdot T \\ H_k = \left. \frac{\partial h[X(t), t]}{\partial X^T(t)} \right|_{X(t)=\widehat{X}_{k/k-1}} \end{cases} \quad (15)$$

式中: T 为时间步长。根据离散系统方程和上一节所提到的离散型卡尔曼滤波基本方程,可以推导得出扩展离散性卡尔曼滤波方程:

(1) 状态一步预测:

$$\widehat{X}_{k/k-1} = \widehat{X}_{k-1} + \{f[\widehat{X}_{k-1}, t_{k-1}] + B(t_{k-1})u(t_{k-1})\}T \quad (16)$$

(2) 一步预测均方差计算:

$$P_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1}P_{k-1}\Phi_{k/k-1}^T + Q_{k-1} \quad (17)$$

(3) 卡尔曼增益计算:

$$K_k = P_{k/k-1}H_k^T [H_kP_{k/k-1}H_k^T + R_k]^{-1} \quad (18)$$

(4) 状态偏差及状态估计:

$$\begin{cases} \delta\widehat{X}_k = K_k \{Z_k - h[\widehat{X}_{k/k-1}]\} \\ \widehat{X}_k = \widehat{X}_{k/k-1} + \delta\widehat{X}_k \end{cases} \quad (19)$$

(5) 估计均方误差:

$$P_k = (I - K_kH_k)P_{k/k-1}(I - K_kH_k)^T + K_kR_kK_k^T \quad (20)$$

2 传感器误差模型

在实际的工程应用中,由于环境的温度、湿度,地球地磁效应、周围电磁环境以及传感器本身的测量误差和转换误差等影响,在仿真的过程中需要对传感器建模过程中加入误差模型,使得仿真过程更加与实际工程应用相一致,才能在此基础上设计出更合适的算法来对这些系统的误差进行补偿,从而得到一个更为准确的测量和估计。

2.1 MEMS 惯导模型

惯性导航系统器件在实际应用中会受到很多环境因素的影响,例如,加速度计和陀螺仪在实际应用中会受到类似测量噪声、偏差等因素的影响。针对陀螺仪,一种常见的陀螺仪误差模型^[4]可用式(21)表示:

$$\begin{cases} p_m = p + b_p + \varepsilon_p \\ q_m = q + b_q + \varepsilon_q \\ r_m = r + b_r + \varepsilon_r \end{cases} \quad (21)$$

在式(21)中,陀螺仪量测得到的角速率分别为 $[p_m \ q_m \ r_m]$;实际的角速率分别为 $[p \ q \ r]$;加入的误差项 $[b_p \ b_q \ b_r]$ 包含了陀螺仪接通电源后所产生的常值漂移 b_0 和随机漂移 b_R ^[5],可用式(22)表示;高斯白噪声分别为 $[\varepsilon_p \ \varepsilon_q \ \varepsilon_r]$,其中 $[p \ q \ r]$ 分别代表飞行器飞行过程中的滚转角速度、俯仰角速度、偏航角速度。

$$b = b_0 + b_R \quad (22)$$

陀螺仪在每次启动时都会产生一个常值漂移和随机漂移,常值漂移一般用 b_0 表示,而随机漂移一般用一阶马尔科夫^[6]随机过程来描述,用来表示陀螺的误差在运行过程中随时间的变化,用式(23)表示, τ 为高斯一阶马尔科夫过程中的时间常数, ε_{bR} 为加入的高斯白噪声。

$$\dot{b}_R = -\frac{1}{\tau}b_R + \varepsilon_{bR} \quad (23)$$

加速度计相比于陀螺仪产生的误差较小,所以加速度计产生的误差用式(24)表示,只考虑高斯白噪声。式中加速度计量测值用 $[A_{xm} \ A_{ym} \ A_{zm}]$ 表示,实际的加速度信息用

$[A_x \ A_y \ A_z]$ 表示, 高斯白噪声用 $[\varepsilon_{Ax} \ \varepsilon_{Ay} \ \varepsilon_{Az}]$ 表示, 其中 $[A_x \ A_y \ A_z]$ 表示飞行器三个方向的加速度。

$$\begin{cases} A_{xm} = A_x + \varepsilon_{Ax} \\ A_{ym} = A_y + \varepsilon_{Ay} \\ A_{zm} = A_z + \varepsilon_{Az} \end{cases} \quad (24)$$

2.2 卫星定位系统模型

目前, 卫星定位系统有美国全球定位系统 (Global Position System, GPS)、俄罗斯的格洛纳斯系统、中国的北斗定位系统。本文中采用的仿真模型是 GPS, GPS 有两大功能应用比较广泛, 一是位置测量, 一是速度测量。GPS 根据伪距、多普勒频移和载波相位这三种原始测量值通过不同的计算方式派生出单点、相位差分、伪距差分等多种定位方式。GPS 速度测量可以通过多普勒频移获取, 由于和卫星距离无关, 所以 GPS 的测速精度远远高于定位精度, 精确度可以达到 $0.01\text{m/s}^{[7,8]}$ 。GPS 的误差包含多种, 如卫星速度误差、卫星轨道误差、对流层和电离层时延变化率等。为了保证误差的一般性并且方便仿真的进行, 本文根据式 (25) 建立了以下模型, 假设速度信息无漂移, 只受到一个高斯白噪声的影响。

$$\begin{cases} Vn_{\text{GPS}m} = Vn_{\text{GPS}} + \varepsilon_{n_{\text{GPS}}} \\ Ve_{\text{GPS}m} = Ve_{\text{GPS}} + \varepsilon_{e_{\text{GPS}}} \\ Vd_{\text{GPS}m} = Vd_{\text{GPS}} + \varepsilon_{d_{\text{GPS}}} \end{cases} \quad (25)$$

GPS 本身并不具备有测量载体加速度的功能, 但是我们可以通过速度差分来计算得出加速度信息, 通过这种方法对载体加速度进行计算, 在参考文献[9]和参考文献[10]中已经得到了应用, 而且其计算精度能达到 0.01m/s^2 。该方法不受重力、温度等影响。利用式 (26) 可以对 GPS 测得的速度信息进行差分便可以得到加速度信息:

$$a_{\text{GPS}} = \frac{V_{\text{GPS}}(k) - V_{\text{GPS}}(k-1)}{\delta t} \quad (26)$$

式中: k 表示 GPS 的运行过程中第 k 步的可用速度信息; δt 表示速度更新时间间隔。

3 构建扩展卡尔曼滤波过程

卡尔曼滤波方程构建包括预测和校正两个过程, 校正过程是根据量测数据对预测得到的数据进行校正。下面主要介绍根据卡尔曼滤波算法进行姿态估计的系统方程建立过程和测量方程的推导过程。

飞行器的姿态一般用两种方式描述, 即姿态角和四元数。在本文中选择使用姿态角, 也就是绕大地坐标系形成

的三个欧拉角 (滚转角、俯仰角、偏航角)。其微分方程的关系可在飞行力学相关书籍的运动学方程建立中找出, 将式 (21) 代入得到:

$$\begin{cases} \dot{\phi} = p_m - b_p - \varepsilon_p - \tan \theta ((q_m - b_q - \varepsilon_q) \cos \phi - (r_m - b_r - \varepsilon_r) \sin \phi) \\ \dot{\theta} = (q_m - b_q - \varepsilon_q) \sin \phi + (r_m - b_r - \varepsilon_r) \cos \phi \\ \dot{\psi} = (q_m - b_q - \varepsilon_q) \frac{\cos \phi}{\cos \theta} - (r_m - b_r - \varepsilon_r) \frac{\sin \phi}{\cos \theta} \\ \dot{b}_p = -\frac{1}{\tau} b_p + \varepsilon_{bp} \\ \dot{b}_q = -\frac{1}{\tau} b_q + \varepsilon_{bq} \\ \dot{b}_r = -\frac{1}{\tau} b_r + \varepsilon_{br} \end{cases} \quad (27)$$

为了能够在陀螺仪启动时可以估计出常值漂移, 因此在选定卡尔曼滤波方程的状态量时, 选择三个姿态角和三个陀螺仪的误差量作为系统的状态矢量:

$$\mathbf{x} = [\phi \ \theta \ \psi \ b_p \ b_q \ b_r]^T \quad (28)$$

将式 (27) 代入卡尔曼滤波的数学模型式 (4), 得

$$f[\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t] = \begin{bmatrix} p_m - b_p - \tan \theta ((q_m - b_q) \sin \phi + (r_m - b_r) \cos \phi) \\ \dot{\theta} = (q_m - b_q) \cos \phi - (r_m - b_r) \sin \phi \\ \dot{\psi} = (q_m - b_q) \frac{\sin \phi}{\cos \theta} + (r_m - b_r) \frac{\cos \phi}{\cos \theta} \\ \dot{b}_p = -\frac{1}{\tau} b_p \\ \dot{b}_q = -\frac{1}{\tau} b_q \\ \dot{b}_r = -\frac{1}{\tau} b_r \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$G[\mathbf{x}(t), t] = \begin{bmatrix} -1 & -\sin \phi \tan \theta & -\cos \phi \tan \theta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\cos \phi & \sin \phi & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sin \phi}{\cos \theta} & -\frac{\cos \phi}{\cos \theta} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$\mathbf{w} = [\varepsilon_p \ \varepsilon_q \ \varepsilon_r \ \varepsilon_{bp} \ \varepsilon_{bq} \ \varepsilon_{br}]^T \quad (31)$$

针对非线性系统方程, 在扩展卡尔曼滤波中要对其进行线性化, 从而得到线性化点的雅可比矩阵, 利用该雅可比矩阵进行状态量的一步迭代预测计算。根据 GPS 计算得到的加速度信息和 MEMS 测量的加速度信息相结合, 可以得到飞

行器的姿态信息。具体过程如下：

(1) 在固定翼飞行器飞行过程中,为了保证飞行安全,一般选择在侧滑角较小或者为0的情况下飞行,因此本文针对侧滑角为0的情况下,根据GPS测量的速度信息计算偏航角:

$$\psi_m = \arctan\left(\frac{Ve_{GPSm}}{Vn_{GPSm}}\right) \quad (31)$$

(2) 惯导系统中加速度计是测量体轴系下的加速度A,但是式(26)中由GPS所得到的加速度 a_{GPS} 是大地坐标系的加速度,关系如下:

$$\begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix} = DCM_{gb} \begin{bmatrix} a_{GPSx} \\ a_{GPSy} \\ a_{GPSz} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \quad (32)$$

式中: g 为重力加速度, DCM_{gb} 为体轴系和大地坐标系之间的转换矩阵。根据式(31)中已经计算好的偏航角,可以将 DCM_{gb} 改为下述形式:

$$DCM_{gb} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\cos\phi\sin\theta & \cos\phi\cos\theta & \sin\phi \\ \sin\phi\sin\theta & -\sin\phi\cos\theta & \cos\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\psi & 0 & -\sin\psi \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\psi & 0 & \cos\psi \end{bmatrix} \quad (33)$$

令:

$$\begin{bmatrix} r_x \\ r_y \\ r_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{GPSx}\cos\psi + a_{GPSy}\sin\psi \\ -a_{GPSx}\sin\psi + a_{GPSy}\cos\psi \\ a_{GPSz} - g \end{bmatrix} \quad (34)$$

(3) 进一步推导得出俯仰角 θ 、滚转角 ϕ 的表达式:

$$\theta_m = \arctan\left(\frac{-r_x r_z - A_x \sqrt{r_x^2 + r_z^2 - A_x^2}}{A_x^2 - r_z^2}\right) \quad (35)$$

$$\phi_m = \arctan\left(\frac{r_\theta r_y + A_y \sqrt{r_\theta^2 + r_y^2 - A_y^2}}{A_y^2 - r_\theta^2}\right) \quad (36)$$

(4) 根据上述的三个计算顺序依次求出飞行器的三个姿态角的表达式,通过加速度计和GPS可以联合求出姿态信息,将该信息作为卡尔曼滤波方程中的量测值。

(5) 由于通过上述计算可以直接得到姿态角信息,所以卡尔曼滤波方程中的量测方程可以得到很大的简化,其量测方程如式(37)所示:

$$\begin{bmatrix} \phi_m \\ \theta_m \\ \psi_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} x \quad (37)$$

4 仿真算例

在第三小节中建立了卡尔曼滤波的系统方程和量测方程,本文基于离散型扩展卡尔曼滤波的基本方程,建立姿态估计的递推算法,利用Matlab数学仿真软件,对Cessna182飞机进行气动建模并且进行全机的控制律设计,在此基础上,对该算法进行仿真验证。飞行轨迹设计包含对称和非对称运动。为了更好地模拟真实的飞行数据,在虚拟传感器信息中需要加入噪声和漂移量,见表1,根据参考文献[11]和参考文献[12]选择出适合的噪声量和漂移量。

表1 传感器噪声和偏移量
Table 1 Sensor noise and offset

噪声	数值
加速度计噪声	0.02m/s ²
陀螺仪噪声	0.05 () /s
陀螺仪常值零偏	1.0 () /s
GPS速度噪声	0.01m/s
陀螺仪高斯马尔科夫过程时间常数	382s

则基于传感器的噪声误差参数可以得到系统噪声方差阵: $Q = \text{Diag}\left[\left[10^{-6} \ 10^{-6} \ 10^{-6} \ 10^{-9} \ 10^{-9} \ 10^{-9}\right]\right]$ 。由于量测信息是由解析计算得到,所以噪声方差没有直接的计算依据,本文中假设量测信息即姿态欧拉角的标准差为 0.5° ,则有: $R = \text{Diag}\left[\left[\left(\frac{0.5\pi}{180}\right)^2 \ \left(\frac{0.5\pi}{180}\right)^2 \ \left(\frac{0.5\pi}{180}\right)^2\right]\right]$ 。仿真证明,在 R 取上述值时,估计器有较好的收线效果。

图1是飞行器的三维飞行轨迹,图2是加速度计和GPS加入白噪声和漂移量后,飞行器未加入卡尔曼滤波时

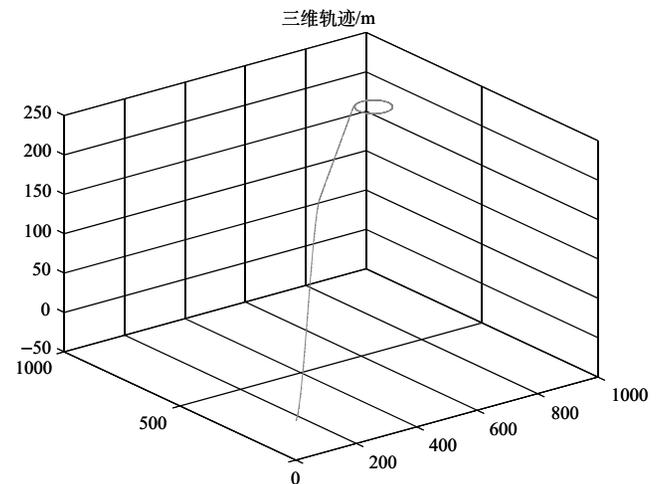


图1 三维飞行轨迹图
Fig.1 3D trajectory

的姿态角变化的真实值和估计值,图3是飞行器未加入卡尔曼滤波时姿态角真实值和估计值的误差。从图3可以看出,当反馈的姿态角信息有误差时,随着时间的推移,控制器不能很好地消除误差,导致姿态角的误差越来越大,滚转角最大误差达到20°、俯仰角误差达到5°、偏航角的较大误差使得飞行器已经脱离了飞行任务的航迹。

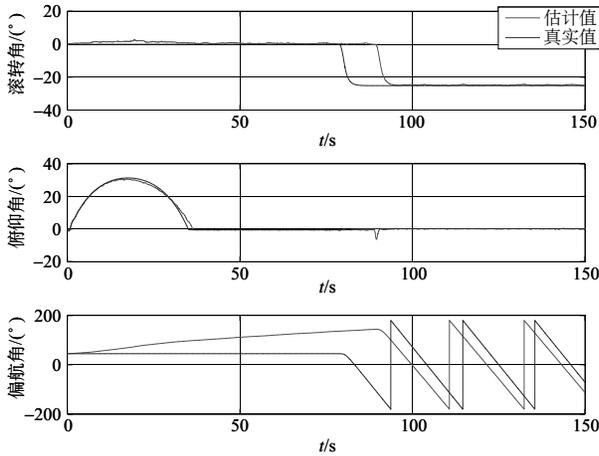


图2 未经过卡尔曼滤波的姿态角变化
Fig.2 Attitude variation without EKF

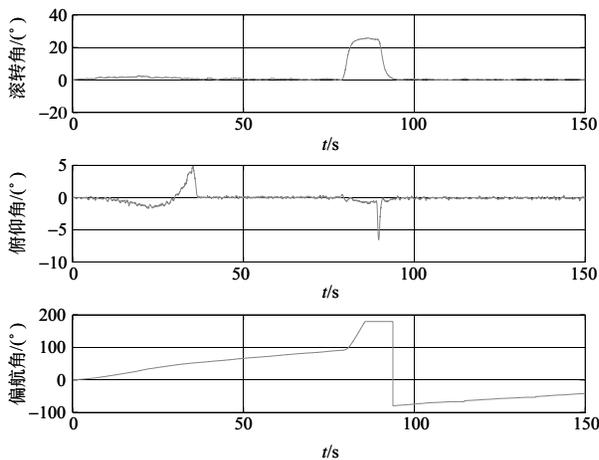


图3 未加入滤波姿态角真实值与估计值间的误差
Fig.3 Attitude deviation without EKF between estimation and true value

图4是加入卡尔曼滤波后的姿态估计值和真实值,图5是加入滤波姿态角真实值与估计值间的误差。从图5中可以看出,在飞行过程中误差比较小,滚转角的误差在2°以内,而俯仰角的误差也在2.5°以内,偏航角在有最大2°左右的误差后逐渐收敛为0。

对比之后可以看出,利用离散型扩展卡尔曼滤波对姿态角进行估计的算法,对飞行器导航系统的准确性有了较大的提升。

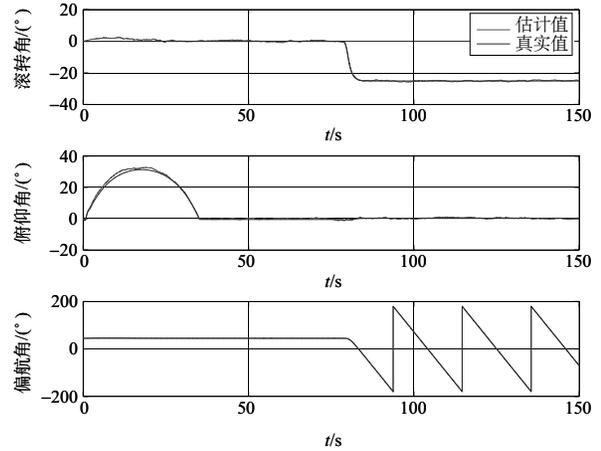


图4 加入滤波姿态角变化图
Fig.4 Attitude variation with EKF

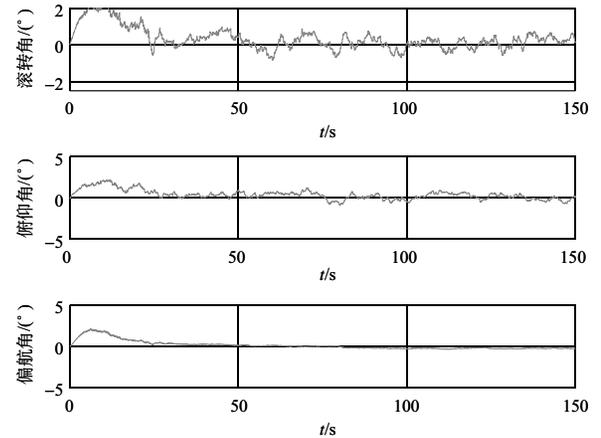


图5 加入滤波姿态角真实值与估计值间的误差
Fig.5 Attitude deviation with EKF between estimation and true value

5 结束语

本文针对低成本的小型固定翼无人机,利用扩展卡尔曼滤波理论,结合MEMS惯导系统和GPS导航系统,建立了进行姿态角估计的卡尔曼滤波方程,根据MEMS和GPS的误差模型建立系统方程,根据加速度计和GPS速度差分计算得到的加速度计算姿态角得到量测方程,并将该方法带入飞行器的数学仿真中,进行闭环仿真验证。可以看出,加入滤波比不加入滤波姿态角的误差要小一个量级,取得了很好的姿态估计精度结果,说明该姿态估计方法是针对成本较低的固定翼无人机是可靠的。

AST

参考文献

[1] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Eng (ASME), 1960 (82D): 35-46.

- [2] Schmidt S F. The Kalman filter: Its recognition and development for aerospace application[J]. *Journal of Guidance and Control*, 1981, 4 (1): 4-7.
- [3] 秦永元,张洪钺,汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2015: 33-35.
QIN Yongyuan, ZHANG Hongyue, WANG Shuhua. Kalman filtering and combined navigation principle[M]. Xi' an: Northwestern Polytechnical University Press, 2015: 33-35. (in Chinese)
- [4] Farrenkopf R L. Analytic steady-state accuracy solution for two common spacecraft attitude estimators[J]. *Journal of Guidance and Control*, 1978, 1 (4): 282-284.
- [5] Gleason S, Egziabher G. GNSS application and methods[M]. Boston: Artech House Publishers, 2009: 105-107.
- [6] John L C, Markley F L, Cheng Y. Survey of nonlinear attitude estimation methods[J]. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 2007 (30): 14-16.
- [7] Luis S, Donghyun K, Ricichard B L. A GPS velocity sensor: How accurate can it be?-a first look[C]//ION NTM 2004, San Diego, 2004: 875-885.
- [8] 王甫红,张小红,黄劲松. GPS 单点测速的误差分析及精度评价 [J]. *武汉大学学报*, 2007 (6): 515-519.
WANG Fuhong, ZHANG Xiaohong, HUANG Jinsong. Error analysis and accuracy evaluation of GPS single point velocity measurement[J]. *Journal of Wuhan University*, 2007 (6): 515-519. (in Chinese)
- [9] Psiaki M L, Powell S P, Kintner P M. The accuracy of the GPS-derived acceleration vector, a novel attitude reference[C]// *Proceedings of Guidance, Navigation, and Control Conference*, Portland, 1999: 751-760.
- [10] Pinder S D, Crowe T G, Nikiforuk P N. Application of the global positioning system in determination of vehicular acceleration[J]. *AIAA Aircraft*, 2001 (38): 856-859.
- [11] Li Y, Dempster A, Li B, et al. A low-cost attitude heading reference system by combination of GPS and magnetometers and MEMS inertial sensors for mobile applications[J]. *Journal of Global Positioning System*, 2006 (6): 88-95.
- [12] Godha S. Performance evaluation of low cost MEMS-based IMU integrated with GPS for land vehicle navigation application[D]. Canada: The University of Calgary, 2006.

(责任编辑 朱赫)

作者简介

杨兆 (1993—) 男, 硕士研究生。主要研究方向: 新概念无人机飞控系统。

Tel: 18810592546

E-mail: zy1505407@buaa.edu.cn

Attitude Estimation of Fixed-wing UAVs with Extended Kalman Filter

YANG Zhao*, SHEN Zuojun

School of Aeronautic Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

Abstract: As developing of small fixed-wing Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), the global cost and size of the UAVs has been reduced. Therefore, a lower price sensor has been chosen on cost issue. This makes it difficult to estimate the attitude of fixed-wing UAVs. To solve this problem, developed an efficient method about attitude estimation. An Extended Kalman Filter (EKF) was used with Inertial Navigation System (INS) and satellite positioning system to estimate UAVs' attitude. Simulation results show that the attitude of the UAVs has been accurately estimated, with maximum error standard deviations rounding two degrees. Compared with attitude without EKF, this method has reduced deviation a lot. So, this attitude estimation method is reliable.

Key Words: small UAVs; EKF; INS; satellite positioning system

Received: 2017-09-01; Revised: 2017-10-09; Accepted: 2017-10-17

*Corresponding author. Tel.: 18810592546 E-mail: zy1505407@buaa.edu.cn