

无人机数据采集 EKF 滤波悬停稳定的研究与应用

邓洪明, 贺勇, 刘立辉

(长沙理工大学, 长沙 410114)

摘要: 许多国内外的研究机构致力于四旋翼无人机飞行控制姿态和高度悬停稳定的研究, 以实现四旋翼无人机的自主飞行; 四旋翼无人机是一种多输入、强耦合、多变量、欠驱动的系统, 其稳定性、数据传输的可靠性、精确度、实时性对飞机性能起着决定性的作用; 针对四轴无人机悬停运动测试环节中不稳定的影响, 基于已有的无人机平台, 最新科研前沿的文献, 以 ARM 嵌入式系统作为上位机, 设计了一个无人机数据采集的扩展卡尔曼滤波器 (EKF), 结合二次型最优控制预估气压计最优初始矩阵值进行开源编程。从扩展卡尔曼滤波器的建立与优化, 原程序气压计程序严谨的探讨、衔接和写入飞控, 最终在软件匿名科创地面站上, 通过无人机对气压计大量实时悬停数据采集, 实验仿真进行滤波图形对比验证和无人机实际运行的稳定性分析表明, 提出的无人机数据采集扩展卡尔曼滤波方法效果良好, 具有良好的应用和推广价值。

关键词: 悬停数据采集; 扩展卡尔曼滤波; 稳定性分析

Research and Application of EKF Filter Hover Stability in UAV Data Acquisition

Deng Hongming, He Yong, Liu Lihui

(Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: Many domestic and foreign research institutions are committed to the four-rotor UAV flight control attitude and high hover stability research, in order to achieve the four-rotor UAV's autonomous flight. The four-rotor unmanned aerial vehicle (UAV) is a multi-input, strong coupling, multivariable, underactuated system. Its stability, data transmission reliability, accuracy and real-time performance play a decisive role in aircraft performance. According to the existing UAV platform, the latest research frontier literature, ARM embedded system as the host computer, designed a UAV data acquisition for the four-axis UAV hover movement test link instability in the existing Extended Kalman filter (EKF), combined with quadratic optimal control to predict the barometer optimal initial matrix value for open source programming. From the expansion of the Kalman filter to establish and optimize the original program barometer program rigorous discussion, convergence and write flight control, and ultimately in the software anonymous Kechuang ground station, through the UAV on the barometer large number of real-time hovering data acquisition The experimental results show that the proposed method of UAV data acquisition and expansion Kalman filtering is effective and has good application and popularization value.

Keywords: hovering data acquisition; extended Kalman filter; stability analysis

0 引言

近几年, 无人机技术越来越成为了一个高度集成的高科技, 内容涉及自动控制技术、遥感技术、图像处理技术、激光技术、信息技术、气动力设计技术等领域的成果应用^[1]。因无人机具有的垂直起降与空中悬停等飞行能力可以在任何环境下起降, 这恰好与军用、商业及民用的相关方面的需求相吻合, 如侦查、信号传输中继、航拍摄影、资源勘探、农业植保、大气监测、交通监控、边境巡逻、电力线检测、反恐侦查、森林防火等。在无人机能完成很多高难度任务的同时, 要求飞行控制系统更加稳定。利用导航技术、传感技术和飞行控制律等使无人机趋向于小型化和高精度迫在眉睫, 以减少工作任务中出现故障的机率^[2]。四旋翼无人机是无人机研究中的一个热门,

与单旋翼相比, 它结构简单, 经济实惠。四旋翼无人机姿态和位置通过改变 4 个电机的转速形成转速差来控制。它机动性强, 可以在室内相对狭小的空间飞行; 效率高, 一对电机顺时针旋转, 另一对逆时针旋转, 由电机旋转产生的旋转力矩相互抵消, 而不需像单旋翼一样增加尾桨来抵消主桨的旋转力矩。但这种无人机负载较小, 因此对机载硬件的要求也更加严格。建立在已有的技术上通过对无人机实时数据采集, 以 ARM 嵌入式系统作为上位机, 通过 Linux 下嵌入式 C++ 的编程, 严谨合理的科研手段改善获得无人机设备的运行状态^[3], 对于提高无人机各方面性能和诊断具有重要的意义。

随着智能先进控制技术的发展, 许多理论中先进控制算法和滤波已应用到无人机控制中。文献 [4] 提到了模型控制的智能学习方法实现了无人直升机的倒飞悬停控制。Sessa S 等人针对载体运动过程中产生的额外加速度提出了采用自适应 R 阵来减小加速度的干扰^[5-6]。文献 [7] 提出无人机在水下悬停也可以得到较好的调节。文献 [8] 在 Matlab simulink 环境下设计出了十字翼布局无人机非线性仿真, 悬停阶段的 PID 控制律设计。文献 [9] 设计了悬停模式下的高度控制, 在反

收稿日期: 2017-08-09; 修回日期: 2017-08-29。

作者简介: 邓洪明 (1992-), 男, 四川遂宁人, 硕士研究生, 主要从事嵌入式、滤波算法方向的研究。

贺勇 (1971-), 男, 湖南湘潭人, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事嵌入式、滤波、PLC 方向的研究。

馈线性代的基础上采用 PID 控制设计。文献 [10] 指出四旋翼悬停控制模型可近似一个线性定常欠强耦合系统, 系统的不稳定利用二次型最优控制对系统进行镇定。文献 [11-13] 针对卡尔曼滤波及其实时应用, 提出使用新息判断野值是否存在, 并采用了最小二乘法结合 UKF 对野值进行处理, 提高了系统抗野值性能。本文借鉴文献 [10-13] 的基础上, 设计了一种基于气压计值换算成高度自适应扩展卡尔曼滤波算法, 并结合四旋翼无人机对高度进行实时采集数据, 有效增加了无人机悬停状态下的稳定性, 大大降低了线性加速度和周围测量噪声对测量结果的影响。

1 无人机扩展 Kalman 滤波器模型建立

递归最小二乘 (RLS) 算法是最小二乘法的递归算法。它是由前一时刻滤波器权重向量的最小二乘解, 根据当前新的数据递归计算当前权重向量的最新估计, 因此是一种在线更新算^[13]。滤波器是一种从混合信号恢复出所需信号的模块或算法, 在信号处理领域, 噪声的频率与有用信号频率的分布常常包含两种情况。一种是两者的频率分布在不同的频段区域, 另一种是两者的频率分布在相同频段范围或者噪声是随机的。此时, 有效的方法就是根据相应噪声统计特性在某一误差准则下设计相对于的自适应滤波器。常用的误差准则包括最小均方误差、最小二乘、最小方差等。

Kalman 滤波器是一种以最小二乘法为基础, 核心原理在于预测和测量反馈, 它由线性系统状态预测方程和线性系统观测方程组成。

考虑如下非线性离散状态空间模型:

$$x_k = f(x_{k-1}) + w(k-1) \quad (1)$$

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (2)$$

其中, 状态向量 $x_k \in \mathbf{R}^n$ 是不可观测的, $z_k \in \mathbf{R}^m$ 为可观测的量测向量; $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 为已知的非线性函数; 过程噪声 $w_{k-1} \in \mathbf{R}^n$ 和测量噪声 $v_k \in \mathbf{R}^m$ 为相互独立的高斯白噪声, 其均值为零, 协方差矩阵分别为 Q_{k-1} 和 R_k 。

在扩展 Kalman 滤波算法中, 将状态空间模型 (1)、(2) 中的非线性函数 $f(x_{k-1})$ 和 $h(x_k)$ 分别近似为 \hat{x}_k 和 $\hat{x}_{k|k-1}$ 附近的一阶泰勒多项式^[13]:

$$f(x_{k-1}) \approx f(\hat{x}_{k-1}) + \mathbf{F}_{k-1}(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) \quad (3)$$

$$h(x_k) \approx h(\hat{x}_{k|k-1}) + \mathbf{H}_k(x_k - \hat{x}_{k|k-1}) \quad (4)$$

将式 (3)、(4) 代入 (1)、(2) 即可得到近似的线性状态空间模型:

$$x_k = \mathbf{F}_{k-1}x_{k-1} + f(\hat{x}_{k-1}) - \mathbf{F}_{k-1}\hat{x}_{k-1} + w_{k-1} \quad (5)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_kx_k + h(\hat{x}_{k|k-1}) - \mathbf{H}_k\hat{x}_{k|k-1} + v_k \quad (6)$$

将 $k-1$ 时刻的状态估计 \hat{x}_{k-1} 代入 (5), 可得非线性系统的状态预测为

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1}) \quad (7)$$

状态预测误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (8)$$

$\mathbf{P}_{k|k-1}$ 右下标表示根据 $k-1$ 时刻的 \mathbf{P} 值来估算 k 时刻的值。

其中: \mathbf{F}_{k-1} 的雅可比 (Jacobi) 矩阵为:

$$\mathbf{F}_{k-1} = \left. \frac{\partial f(x_{k-1})}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k-1}}$$

卡尔曼增益:

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T(\mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (9)$$

其中, \mathbf{H}_k 的雅可比矩阵为: $\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial h(x_k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k|k-1}}$ 。

状态估计:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + \mathbf{G}_k(z_k - h(\hat{x}_{k|k-1})) \quad (10)$$

状态估计误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{G}_k\mathbf{H}_k)\mathbf{P}_{k|k-1} \quad (11)$$

确定 x_k 的最优估计 \hat{x}_k 时, 最优性是通过最优权值矩阵给出的最小乘意义下的最小方差估计取得的。

飞控应用中, 扩展卡尔曼滤波算法将从预先确定的初始条件集出发, 在平稳环境下, 扩展卡尔曼滤波收敛于某种统计意义下的最优维纳解; 在非平稳环境下, 该算法提供了一种跟踪能力, 能够跟踪气压计特性变化缓慢的数据。

根据飞控数据最优估计实际情况, 通过气压传感器获得装换的高度计算真实的高度值, 取加速度矢量, 高度矢量和速度矢量建立扩展 kalman 滤波器观测方程:

$$\frac{P(t)}{V(t)} = \begin{bmatrix} 1 & dt \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P(t-1) \\ V(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} a(t) \quad (12)$$

其中: $P(t)$ 为需要测量的实时高度, $V(t)$ 为需要测量的速度, $P(t-1)$ 为上一时刻时间的高度, $V(t-1)$ 为上一时刻时间的速度值。

状态估计:

$$x_{(k|k-1)} = \begin{bmatrix} 1 & dt \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_{(k-1|k-1)} + \begin{bmatrix} 0 \\ dt \end{bmatrix} a \quad (13)$$

状态估计误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{(k|k-1)} = \begin{bmatrix} 1 & dt \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{P}_{(k-1|k-1)} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ dt & 1 \end{bmatrix} + \mathbf{Q} \quad (14)$$

状态估计:

$$x_{(k|k)} = x_{(k|k-1)} + kg(z(k) - [1 \ 0]x_{(k|k-1)}) \quad (15)$$

其中: $kg = \mathbf{P}_{(k|k-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \div ([1 \ 0] \mathbf{P}_{(k|k-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + \mathbf{R})$ 。

$$\mathbf{P}_{(k|k-1)} = (1 - kg[1 \ 0])\mathbf{P}_{(k|k-1)} \quad (16)$$

经过反复实验得到最优 \mathbf{P} 、 \mathbf{Q} 的初始矩阵:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.25 \end{bmatrix}, \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} * sa * dt^3 & 0.5 * sa * dt^2 \\ 0.5 * sa * dt^2 & dt * sa \end{bmatrix}$$

其中: sa 为卡尔曼滤波的加速度的系数, 实验滤波中根据实物飞控系统参数加速度系数取为了 0.03。

2 匿名科创地面站在无人机中的使用

目前市面上许多 MiniFly 都兼容一款强大功能的匿名科创地面站。匿名科创地面站支持许多通信方式, 本文实验使用的是串口方式通信, 以下介绍本实验如何使用匿名科创地面站查看飞控姿态, 显示波形图。

第一步, 根据电脑下载安装驱动 cp210xvcpInstaller-x6 或 cp210xvcpInstaller-x86。

安装成功后, 将本实验所用的无线模块一端 cp2012 MODULES USB 接入电脑, 另一端连接飞控接受信号 LC12S 芯片。无线模块实物图如图 1。

第二步, 在打开匿名科创地面站软件中选择串口通信。

点击软件左边一列图标的程序设置, 即可显示程序设置界面, 如图 2 所示, 然后根据设备串口选择了 COM5, 设置飞控相应的波特率 38400, 最后点击右下角的打开连接, 即可通信。

第三步, 查看飞控状态。

点击软件左边一列的飞控状态即可显示飞控状态界面。如

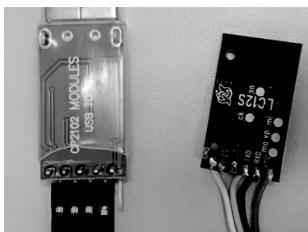


图 1 飞控接受信号的无线模块



图 2 串口通信和波特率设置图

图 3 所示。

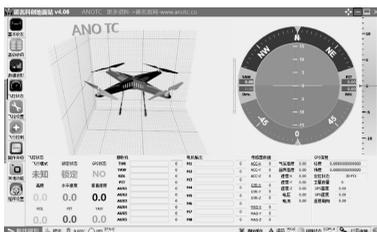


图 3 飞控状态图

飞控状态显示主要包括了四轴姿态 (PIT \ ROL \ YAW)、接收机、电机输出 (PWM)、传感器原始数据 (ACC \ GYR \ MAG)、气压高度。

第四步, 点击匿名科创地面站左边一列图标的数据波形即可显示波形界面, 对波形界面下栏不同数据方框中可以在波形界面上显示出来。如果进行数据写入, 只需点击其他功能程序设置, 在对应要写入的数据栏勾中, 点击写入, 软件会实时记录飞控相应的数据, 电脑桌面会并自动生成相应的 excel 数据表。

3 实验仿真研究及结果分析

打开 keil uvision5 对建模好的卡尔曼滤波器进行编程调用, 衔接原程进行编译, 以下是取自卡尔曼反复实验滤波编程得到最优效果稳定气压计程序:

```

if(SampleAltitude)
{z = -SampleAltitude; Y = Z - X[0];
R[0] = VEKF - R - BARO - INITIAL; //H = [1 0] //K = PH' / (HPH' + R)
K[0] = P[0][0] / (P[0][0] + R[0]); K[1] = P[1][0] / (P[0][0] + R[0]);
X[0] += K[0] * Y; X[1] += K[1] * Y; //K 时刻最优估计值 //P = (1 - KH)P = P - KH P
P[0][0] = tmP[0][0] - K[0] * tmP[0][0]; P[0][1] = tmP[0][1] - K[0] * tmP[0][1];
P[1][0] = tmP[1][0] - K[1] * tmP[0][0]; P[1][1] = tmP[1][1] - K[1] * tmP[0][1];
tmp[0][0] = P[0][0]; tmp[0][1] = P[0][1];
tmP[1][0] = P[1][0]; tmP[1][1] = P[1][1];
}

```

SampleAltitude=X[0];

点击匿名科创地面站里面的打开链接, 给无人机上升和下降不同悬停的高度, 再点击波形数据, 打勾 ACC-X, 就可得到如图 4 滤波前的波形。

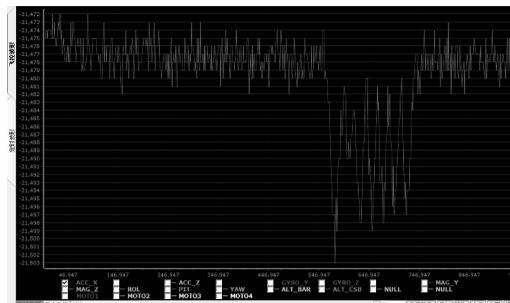


图 4 滤波前的波形图

点击匿名科创地面站里面的其他功能, 打勾 ACC-X 和 ACC-Y, 点击数据写入, 桌面会自动生成 excel 滤波前后数据表格, 通过数据生成滤波前后对比图, 如图 5。

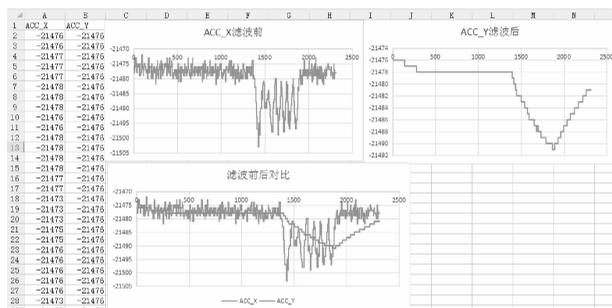


图 5 滤波前后数据采集图形对比

为了观察不同位置高度滤波是否具有良好效果, 分别让无人机悬停在相对中、低位置进行了实时的数据采集, 得到了如图 6~8。

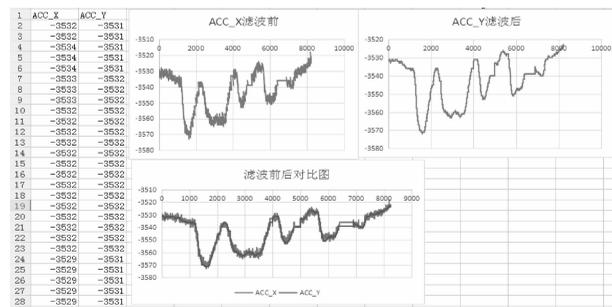


图 6 悬停相对中端位置数据滤波前后对比图

结果分析: 从无人机飞行的不同高度数据采集滤波前后的对比图和输入滤波程序后的无人机现场飞行效果分析表明, 飞控状态估计的每一次更新由前一次估计和新的输入数据计算得到, 所以只需存储前一次状态估计, 除了不需要存储过去的所有量测数据外, 扩展卡尔曼滤波在计算效率方面比直接滤波过程中每一步的所有过去数据进行估计的方法更加有效, 高度新的数据输入时, 无人机实时数据采集会存在一些滞后, 最大可能原因是程序执行需要时间。本次以 ARM 嵌入式系统作为上位机, 设计的扩展卡尔曼滤波在飞控中取得的良好去噪效果, 悬停不同高度位置中, 稳定运行增强。

(下转第 186 页)