

基于 AFKF 的多旋翼无人机组导航技术研究

高彦钊¹, 章卫国¹, 郭鑫¹, 黄海², 刘小雄¹

(1. 西北工业大学 自动化学院, 西安 710072;

2. 中国船舶重工集团公司第七〇五研究所, 西安 710000)

摘要: 目前旋翼无人机组导航系统大都使用扩展卡尔曼滤波算法, 然而由于导航系统建模误差和传感器测量精度的影响, 导航信息解算误差较大; 为了改善旋翼无人机的飞行控制效果, 应用自适应渐消卡尔曼滤波 (Adaptive fading Kalman filter, AFKF) 进行旋翼无人机组导航解算, 算法通过实时计算遗忘因子, 对过去的权重进行削减, 以提高扩展卡尔曼滤波算法的自适应能力; 应用旋翼无人机真实飞行数据进行仿真, 仿真结果表明, 自适应渐消卡尔曼滤波算法能够有效抑制建模误差, 弥补传感器测量精度不足, 改善旋翼无人机组导航解算结果。

关键词: 导航、制导与控制; 卡尔曼滤波; 自适应渐消卡尔曼滤波; 多旋翼无人机

Research on Integrated Navigation Technology for Multi-rotor Unmanned Aerial Vehicle Based on AFKF

Gao Yanzhao¹, Zhang Weiguo¹, Guo Xin¹, Huang Hai², Liu Xiaoxiong¹

(1. College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Psalmi 705 Institute, Xi'an 710000, China)

Abstract: At present, most of the rotary-wing UAV integrated navigation systems use the extended Kalman filter algorithm. However, due to the influence of the navigation system modeling error and the sensor measurement accuracy, the navigation information solution error is large. In order to improve the flight control effect of the rotorcraft drone, this paper applies the adaptive fading Kalman filter (AFKF) for the combined navigation of the rotorcraft. The algorithm calculates the forgetting factor in real time and weights the past data. Cuts are made to improve the adaptive ability of the extended Kalman filter algorithm. The simulation results of the real flight data of the rotorcraft are carried out. The simulation results show that the adaptive fading Kalman filter algorithm can effectively suppress the modeling error, make up for the insufficient measurement accuracy of the sensor, and improve the solution result of the integrated navigation of the rotorcraft.

Keywords: navigation, guidance and control; Kalman filter; adaptive fading kalman filter; multi-rotor drone

0 引言

捷联惯性导航系统 (strapdown inertial navigation system, SINS) 是一种被广泛应用于无人机制导、水下导航等领域的自主式导航系统, 具有体积小、结构简单、成本低等优点。在此基础上, 引入全球定位系统 (global positioning system, GPS) 的位置信息、速度信息作为观测量, 使用卡尔曼滤波器作为数据融合算法, 使两者形成优势互补, 便可克服单一 SINS 的误差会随时间积累的缺点, 即为目前应用最为广泛的 GPS/SINS 组合导航系统。

目前国内外在旋翼无人机组导航系统上使用的数据融合算法主要是扩展卡尔曼滤波算法 (extended kalman filter, EKF)。文献 [1] 用松组合与常规卡尔曼滤波的方式, 进行组合导航解算。文献 [2] 针对多旋翼无人机自身的特性, 为了改善组合导航系统的解算效果, 在扩展卡尔曼滤波的基础上, 提出使用序贯处理、自适应滤波以及强跟踪滤波等一系列改进算法。

传统的扩展卡尔曼滤波算法的系统噪声协方差矩阵和量测噪声协方差矩阵均设定为常值, 但是相对的, 实际中系统的噪声是随机的, 因此会产生滤波误差。系统模型的准确与否能够对扩展卡尔曼滤波算法的精确性产生深远的影响, 但是在实际系统的建立过程中, 有目的的近似和简化无法避免, 导致模型没有包含足够的系统真实特征的信息, 进而对最终滤波结果产生影响。

自适应渐消卡尔曼滤波 (adaptive fading kalmanfilter, AFKF) 就是为了解决常规的扩展卡尔曼滤波系统模型不准确的问题而被提出的。该方法通过实时计算遗忘因子, 不断调整系统的协方差阵, 削减过去的权重, 以此限制卡尔曼滤波器的“记忆”, 即模型误差累积。

收稿日期: 2019-04-02; 修回日期: 2019-04-25。

基金项目: 国家自然科学基金资助(61374032); 中船重工 705 研究所基础研究基金; 陕西省飞行控制与仿真技术重点实验室资助。

作者简介: 高彦钊(1995-), 男, 河北唐山人, 硕士研究生, 主要从事组合导航方向的研究。

章卫国(1956-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事飞行控制与仿真、现代飞行控制方法方向的研究。

刘小雄(1973-), 男, 陕西周至人, 博士, 副教授, 主要从事飞行控制、容错飞行控制、无人机导航算法方向的研究。

国内外一些学者已经在自适应渐消卡尔曼滤波领域做了很多的研究工作。文献 [3] 提出了加入自适应遗忘因子对系统模型进行实时调整的方法, 并且深入研究了 3 种求取最佳遗忘因子的算法; 文献 [8] 针对上述方法进行了分析研究, 对其直接对协方差阵进行加权渐消的处理存在合理性提出了质疑; 文献 [4] 针对文献 [8] 所提出问题进行了深入研究, 证明了文献 [3] 算法的正确性和合理性。

基于上述研究成果, 本文提出使用自适应渐消卡尔曼滤波作为旋翼无人机组导航系统的融合算法, 对系统模型进行实时的修正, 以提高滤波结果的精度, 最终改善旋翼无人机的导航解算效果。仿真结果表明了本文所使用算法的有效性。

1 旋翼无人机组导航系统及滤波器模型

一般而言, 旋翼无人机大多使用组合导航系统, 由全球定位系统与捷联惯性导航系统相组合, 再融入如磁力计等外置传感器, 不仅克服了单一惯导系统会随时间累计误差的缺点, 并且不受外界干扰, 导航信息全面。

滤波方式共有两种:

1) 直接滤波法。使用系统的导航参数作为状态量, 直接对系统的导航参数进行估计。

2) 间接滤波法。使用导航参数的误差量作为状态量, 即对误差量进行估计。

两种滤波方式各有优缺点如下:

1) 直接滤波法:

a) 由于直接使用导航系统解算方程作为系统方程, 所以该方法能够准确地反映出系统状态的真实变化情况。

b) 对于滤波算法的计算周期要求严格, 为了达到理想的滤波效果, 需要将周期控制得很短。

c) 直接滤波法所使用的状态量在数量级上不统一, 会大大增加计算复杂度, 进而影响估计精度。

2) 间接滤波法:

a) 由于使用导航系统的误差方程作为系统方程, 所以该方法只能间接地反映系统状态的变化, 准确性不足。

b) 对计算周期的要求比较宽松, 在保证滤波器性能的前提下, 该方法的周期可以在几秒到一分钟之内选取。

c) 间接滤波法使用误差作为状态量, 各个量之间相差很小, 计算简单。

综上所述, 由于间接滤波法对于量测更新的时间间隔没有严格要求, 并且计算量较小, 结合旋翼无人机本身的特点, 本文选取间接滤波方式, 则系统的误差量就是滤波器的状态量。

选取系统的 18 个状态量如下:

$$X = [\delta L \ \delta \lambda \ \delta h \ \delta V_E \ \delta V_N \ \delta V_U \ \varphi_E \ \varphi_N \ \varphi_U \ \epsilon_{lx} \ \epsilon_{ly} \ \epsilon_{lx} \ \epsilon_{ry} \ \epsilon_{rz} \ \nabla_x \ \nabla_y \ \nabla_z] \quad (1)$$

其中: $\delta L, \delta \lambda, \delta h$ 分别是捷联惯性导航系统的经度、纬度、高度误差; $\delta V_E, \delta V_N, \delta V_U$ 分别是捷联惯性导航系统的东向、北向、垂直方向速度误差; $\varphi_E, \varphi_N, \varphi_U$ 是系统的 3

个姿态角误差; $\epsilon_{lx}, \epsilon_{ly}, \epsilon_{lz}$ 是陀螺仪的 3 个随机漂移; $\epsilon_{rx}, \epsilon_{ry}, \epsilon_{rz}$ 是陀螺仪 3 个方向的相关漂移; $\nabla_x, \nabla_y, \nabla_z$ 是加速度计 3 个方向的随机漂移。

由卡尔曼滤波基本理论可知, 系统的状态方程可以表达为:

$$\dot{X}(t) = F(t)X(t) + G(t)W(t) \quad (2)$$

系统的白噪声 $W(t)$ 为:

$$W(t) = [\omega_{gx} \ \omega_{gy} \ \omega_{gz} \ \omega_{rx} \ \omega_{ry} \ \omega_{rz} \ \omega_{ax} \ \omega_{ay} \ \omega_{az}]^T \quad (3)$$

其中: $\omega_{gx}, \omega_{gy}, \omega_{gz}$ 是陀螺仪随机漂移在载体坐标系下的白噪声; $\omega_{rx}, \omega_{ry}, \omega_{rz}$ 是载体坐标系下陀螺仪相关漂移的白噪声; $\omega_{ax}, \omega_{ay}, \omega_{az}$ 是载体坐标系下加速度计随机漂移的白噪声。

系统的噪声分配矩阵 $G(t)$ 为:

$$G(t) = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 3} & 0_{6 \times 3} & 0_{6 \times 3} \\ C_b^n & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (4)$$

而系统的状态转移矩阵为:

$$F(t) = \begin{bmatrix} F_{INS} & F_S \\ 0_{9 \times 9} & F_B \end{bmatrix} \quad (5)$$

本文中组合导航系统采用速度和位置组合模式。因此, 系统的观测量是捷联惯性导航系统解算的速度信息和位置信息, 与全球定位系统给出的速度信息和位置信息的差值。

定义速度的观测量为:

$$Z_{\text{vel}}(t) = \begin{bmatrix} V_{EINS} - V_{EGPS} \\ V_{NINS} - V_{NGPS} \\ V_{UINS} - V_{UGPS} \end{bmatrix} \quad (6)$$

由卡尔曼滤波的基本方程可知, 量测方程的形式如下:

$$Z_{\text{vel}}(t) = H_{\text{vel}}(t)X(t) + W_{\text{vel}}(t) \quad (7)$$

综上所述可以得到速度的量测矩阵为:

$$H_{\text{vel}}(t) = [0_{3 \times 3} \quad I_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 12}] \quad (8)$$

定义位置的观测量为:

$$Z_{\text{pos}}(t) = \begin{bmatrix} L_{INS} - L_{GPS} \\ \lambda_{INS} - \lambda_{GPS} \\ h_{INS} - h_{GPS} \end{bmatrix} \quad (9)$$

量测方程的形式为:

$$Z_{\text{pos}}(t) = H_{\text{pos}}(t)X(t) + W_{\text{pos}}(t) \quad (10)$$

综上所述可以得到位置的量测矩阵为:

$$H_{\text{pos}}(t) = [I_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 12}] \quad (11)$$

综合式 (7) 和式 (9), 可以知道系统的量测方程为:

$$Z(t) = \begin{bmatrix} Z_{\text{vel}}(t) \\ Z_{\text{pos}}(t) \end{bmatrix} = H(t)X(t) + W(t) \quad (12)$$

式中, 量测矩阵 $H(t)$ 为:

$$H(t) = \begin{bmatrix} H_{\text{vel}}(t) \\ H_{\text{pos}}(t) \end{bmatrix} \quad (13)$$

量测噪声为:

$$W(t) = \begin{bmatrix} W_{ver}(t) \\ W_{pos}(t) \end{bmatrix} \quad (14)$$

2 自适应渐消卡尔曼滤波基本原理

如下是一个线性、离散时间、随机多变量系统：

$$x(k+1) = \Phi(k+1, k)x(k) + G(k)w(k) \quad (15)$$

$$y(k) = H(k)x(k) + v(k) \quad (16)$$

其中： $x(k)$ 是 $n \times 1$ 维状态向量， $y(k)$ 是 $m \times 1$ 维量测向量， $\Phi(k+1, k)$ 和 $H(k)$ 分别是状态转移矩阵和量测矩阵。 $w(k)$ 和 $v(k)$ 表示具有零均值的不相关高斯随机向量序列，其协方差矩阵为：

$$E[w(k)w^T(j)] = Q(k)\delta_{kj} \quad (17)$$

$$E[v(k)v^T(j)] = R(k)\delta_{kj} \quad (18)$$

初始状态被指定为一个随机高斯向量。

$$E[x(0)] = \bar{x}(0) \quad (19)$$

$$E[(x(0) - \bar{x}(0))(x(0) - \bar{x}(0))^T] = P(0) \quad (20)$$

如果系统是完全可观的，那么描述最优估计的方程（常规卡尔曼滤波）是：

$$\hat{x}(k | k-1) = \Phi(k, k-1)\hat{x}(k-1) \quad (21)$$

$$\hat{x}(k) = \hat{x}(k | k-1) + K(k)[y(k) - H(k)\hat{x}(k | k-1)] \quad (22)$$

其中：

$$K(k) = P(k | k-1)H^T(k) \times [H(k)P(k | k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1} \quad (23)$$

$$P(k+1 | k) = \Phi(k+1, k)P(k)\Phi^T(k+1, k) + G(k)Q(k)G^T(k) \quad (24)$$

$$P(k) = [I - K(k)H(k)]P(k | k-1) \quad (25)$$

自适应渐消卡尔曼滤波就是在计算一步预测均方误差时加入遗忘因子 $\lambda(k)$ ：

$$P(k+1 | k) = \lambda(k+1)\Phi(k+1, k)P(k)\Phi^T(k+1, k) + G(k)Q(k)G^T(k) \quad (25)$$

其中： $\lambda(k) \geq 1$ 。

除了遗忘因子 $\lambda(k)$ 外，方程 (21) ~ (25) 中描述自适应渐消卡尔曼滤波的方程与正规卡尔曼滤波的方程是相同的。

分析上述基本原理，可以发现，标准卡尔曼滤波器鲁棒性差的根本原因，在于其最优增益的计算严重依赖验前数据，但是其系统模型的建立过程中又会不可避免地存在近似或简化。因此常规扩展卡尔曼滤波的估计误差会不断增大，严重影响滤波效果，甚至导致发散。

相对应的，自适应渐消卡尔曼滤波器在滤波过程中，不断地通过遗忘因子对增益阵进行修正，如果估计误差不断增大，则遗忘因子 $\lambda(k)$ 增大，相应的一步预测均方误差增大，最终导致增益 $K(k)$ 增大。换言之，过去时刻的误差会导致遗忘因子对模型的调节，加大新息的权重，也就减小了过去时刻误差对估计结果的影响。

3 遗忘因子的算法

自适应渐消卡尔曼滤波效果的好坏直接决定于遗忘因

子 $\lambda(k)$ 的求取，下面介绍一种求取遗忘因子的方法。

3.1 最优滤波器的性质

自适应渐消卡尔曼滤波希望通过求取一个最优的遗忘因子，使得其成为最优滤波器。换言之，遗忘因子应当满足最优滤波器的性质。

最优滤波器具有一条重要的性质：在使用最优滤波增益时，下面方程所定义的残差是一个白噪声序列。

$$z(k) = y(k) - H(k)\hat{x}(k | k-1) \quad (27)$$

对于任意增益 $K(k)$ ，可以证明残差的协方差为：

$$C_o(k) = E[z(k)z^T(k)] = H(k)P(k | k-1)H^T(k) + R(k) \quad (28)$$

残差的自协方差为：

$$C_j(k) = E[z(k+j)z^T(k)] = H(k+j)\Phi(k+j, k+j-1) \times [I - K(k+j-1)H(k+j-1)] \dots \Phi(k+2, k+1) \times [I - K(k+1)H(k+1)] \dots \Phi(k+1, k) \times 9[P(k | k-1)H^T(k) - K(k)C_o(k)] \quad \forall j = 1, 2, 3, \dots \quad (29)$$

显然，由于白噪声序列的性质，残差序列的自协方差，即方程 (29) 应当等于零。观察展开之后的方程式，可以发现 $C_1(k)$ 仅取决于最后一项，其他项均只包含将来时刻的增益 $K(k+j-1)$ ，由此便将最优滤波器的性质转换为了下述等价条件：

$$P(k | k-1)H^T(k) - K(k)C_o(k) = 0 \quad (30)$$

3.2 遗忘因子的求取

给定系统状态方程 (15) ~ (20)，将等价条件 (30) 展开，得到：

$$P(k | k-1)H^T(k) \times \{I - [H(k)P(k | k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1}C_o(k)\} = 0 \quad (31)$$

假设 1: $Q(k), R(k), P(0)$ 都是正定的。

假设 2: 量测矩阵 $H(k)$ 是满秩的。

在上述假设前提下，显然可以将方程 (31) 等价为了下式：

$$H(k)P(k | k-1)H^T(k) = C_o(k) - R(k) \quad (32)$$

展开后得到：

$$\lambda(k)M(k) = N(k) \quad (33)$$

其中，

$$M(k) = H(k)\Phi(k, k-1) \times P(k-1)\Phi^T(k, k-1)H^T(k) \quad (34)$$

$$N(k) = C_o(k) - [H(k)G(k-1)Q(k-1) \times G^T(k-1)H^T(k)] - R(k) \quad (35)$$

则最佳遗忘因子可由下式计算：

$$\lambda(k) = \max\{1, \text{trace}[N(k)]/\text{trace}[M(k)]\} \quad (36)$$

注意：在实际应用中，式中的 $C_o(k)$ 是根据实测数据计算的，而不是根据理想化条件下的方程 (28) 计算的。

算法 1 自适应渐消卡尔曼滤波滤波器更新

1. 时间更新

$$dx_k = fai * dx$$

$$P_k = fai * P * fai' + Q$$

$$P_k = (P_k + P_k) / 2$$

2. 构造量测量

$$z = [lat - INSGPS.GPS(GPS_loc, 8) * deg2rad;$$

$$lng - INSGPS.GPS(GPS_loc, 9) * deg2rad;$$

$$h - INSGPS.GPS(GPS_loc, 10);$$

$$\varpi - INSGPS.GPS(GPS_loc, 11) *$$

$$\sin(INSGPS.GPS(GPS_loc, 12) * deg2rad);$$

$$\varpi n - INSGPS.GPS(GPS_loc, 11) *$$

$$\cos(INSGPS.GPS(GPS_loc, 12) * deg2rad);$$

$$\varpi u + INSGPS.GPS(GPS_loc, 13)];$$

3. 计算残差

$$innovation = z - H * dx_k;$$

4. 计算残差的协方差

$$Cok = innovation * innovation';$$

5. 计算 Mk 和 Nk

$$Mk = H * fai * P * fai' * H$$

$$Nk = Cok - H * Q * H' - R$$

6. 计算遗忘因子

$$fading_factor = \max(1, trace(Nk) / trace(Mk));$$

7. 加入遗忘因子

$$P_k = fading_factor * P_k;$$

8. 进行量测更新

$$K = P_k * H' * inv(H * P_k * H' + R);$$

$$dx = dx_k + K * (z - H * dx_k);$$

$$P = P_k - K * H * P_k;$$

4 仿真验证

程序仿真环境为 Matlab 环境, 仿真中使用的原始数据是四旋翼平台试飞时保存的数据, 使仿真程序最大程度的接近真实情况。

实验所用旋翼无人机搭载的是 Pixhawk。Pixhawk 是一款开源飞控, 属于 PX4 开源项目, 由 3DR 公司生产制造。Pixhawk 的导航系统应用的也是以扩展卡尔曼滤波为基础的组导航方式, 相比广泛应用的 GPS/SINS 组合导航系统, 融合了更多传感器的数据, 算法更复杂, 所以可以以此作为基准, 验证设计算法的效果好坏。

在原始数据中, 惯性测量单元 20 ms 保存数据的时间间隔是 20 ms, 相对应的, 在仿真程序中三轴加速度计和三轴陀螺仪的更新频率是 50 Hz, 比 Pixhawk 中组合导航系统的运行频率要低很多。另一方面, 全球定位系统两组数据之间的时间间隔是 200 ms, 即全球定位系统数据的更新频率是 5 Hz, 这是全球定位系统接收机正常的更新频率。

扩展卡尔曼滤波的初始化数据如下所示:

$$P = \text{diag}([(2/Re)^2, (2/Re)^2, 2^2, \\ 0.05^2, 0.05^2, 0.05^2,$$

$$(0.5 * pi/180)^2, (1 * pi/180/60)^2,$$

$$(1 * pi/180/60)^2, (0.1 * pi/180/3600)^2,$$

$$(0.1 * pi/180/3600)^2, (0.1 * pi/180/3600)^2,$$

$$(0.1 * pi/180/3600)^2, (0.1 * pi/180/3600)^2, \\ (0.1 * pi/180/3600)^2, (50E - 6 * g0)^2, \\ (50E - 6 * g0)^2, (50E - 6 * g0)^2]) \quad (37)$$

$$q = \text{diag}([(0.04 * pi/180)^2, \\ (0.04 * pi/180)^2, (0.04 * pi/180)^2, \\ (0.04 * pi/180)^2, (0.04 * pi/180)^2, \\ (0.04 * pi/180)^2, (400E - 6 * g0)^2, \\ (400E - 6 * g0)^2]) \quad (38)$$

$$R = \text{diag}([(2.5/Re)^2, (2.5/Re)^2, 3^2, \\ 0.005^2, 0.005^2, 0.005^2,]) \quad (39)$$

4.1 算法仿真结果

下面给出用全球定位系统输出的速度信息和位置信息, 通过扩展卡尔曼滤波算法与自适应渐消卡尔曼滤波算法对捷联惯导系统进行校正的仿真结果。

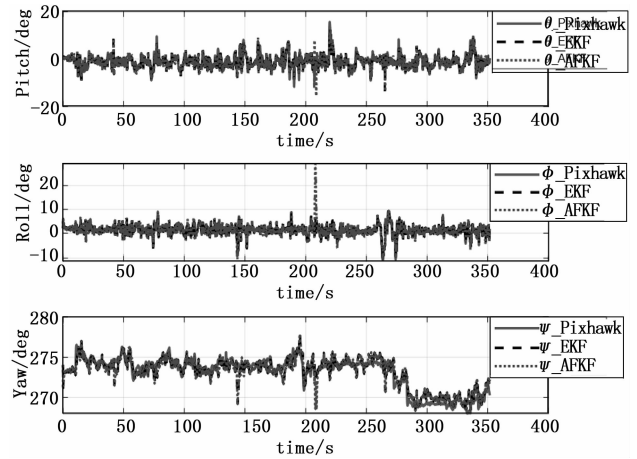


图 1 姿态角曲线

图 1 中三幅图分别为俯仰角、滚转角、航向角的曲线图。观察以上曲线图可以看出:

1) 俯仰角方面。扩展卡尔曼滤波与自适应渐消卡尔曼滤波的滤波结果曲线均能够较好的跟踪基准曲线, 误差在 1 度左右, 滤波效果良好。

2) 滚转角方面。扩展卡尔曼滤波与自适应渐消卡尔曼滤波的滤波结果曲线均能够较好的跟踪基准曲线, 误差较小, 偶有野值, 但是对总体滤波效果影响不大。

3) 航向角方面。扩展卡尔曼滤波与自适应渐消卡尔曼滤波的滤波结果曲线与基准曲线相差不大, 偶有野值, 在 250 s 之后略有波动, 但是基本不影响滤波效果。

图 2 中三幅图分别为东向速度、北向速度、天向速度的曲线图。观察以上曲线图可以看出:

4) 东向速度方面。扩展卡尔曼滤波与自适应渐消卡尔曼滤波的滤波结果曲线与基准曲线基本吻合, 滤波效果良好。

5) 北向速度方面。扩展卡尔曼滤波与自适应渐消卡尔曼滤波的滤波结果曲线均能够较好的跟踪基准曲线, 误差较小, 但是对总体滤波效果影响不大。

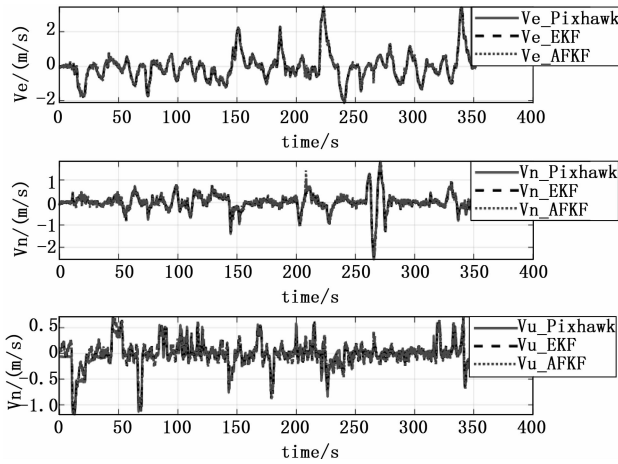


图 2 速度曲线

6) 天向速度方面。扩展卡尔曼滤波与自适应渐消卡尔曼滤波的滤波结果曲线与基准曲线相差不大, 总体误差在 0.15m/s 左右, 滤波效果较好。

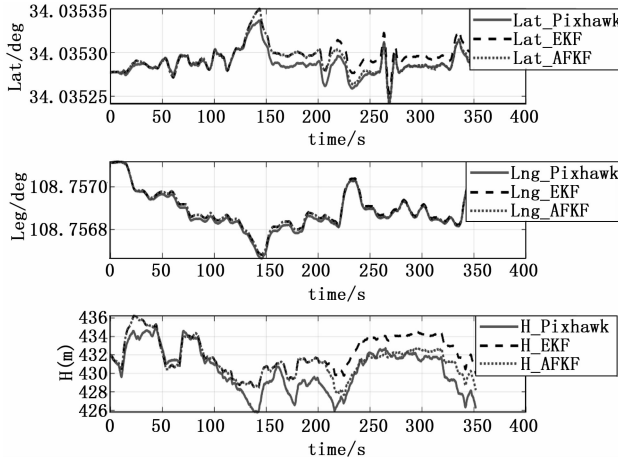


图 3 位置曲线

图 3 中, 三幅图分别为纬度、精度、高度的曲线图。观察以上曲线图可以看出:

在位置方面, 常规扩展卡尔曼滤波由于全球定位系统硬件精度所限制, 在纬度、经度、高度 3 个方面均具有较大误差, 自适应渐消卡尔曼滤波则明显减小了误差:

1) 纬度方面, 200~250 s 之间, 自适应渐消卡尔曼滤波将误差缩小了 50% 以上; 250~350 s 之间, 自适应渐消卡尔曼滤波基本将误差消除, 与基准曲线重合。

2) 经度方面, 200~350 s 之间, 自适应渐消卡尔曼滤波基本将误差消除。

3) 高度方面, 200~350 s 之间, 常规扩展卡尔曼滤波与基准曲线之间产生了较大误差, 约为 2~3 m; 自适应渐消卡尔曼滤波则大幅抑制了误差, 将仿真曲线限制在基准曲线附近。

通过上述仿真结果可得, 当系统建模不够准确或是硬件精度受限时, 常规卡尔曼滤波会因此产生误差, 导致新量测值对估计值的修正作用下降, 旧量测值对估计值得修

正作用上升, 继而严重影响最终的滤波结果, 采用自适应渐消卡尔曼滤波可以实时调整系统的协方差阵, 较好地抑制滤波结果的误差, 提高滤波精度。

5 结论

本文首先介绍了目前无人机上常用的组合导航系统——GPS/SINS 组合导航系统, 其使用的数据融合算法以扩展卡尔曼滤波为主流。接着针对几篇文献以此为基础进行了简要分析, 从而引出了作为改进算法的自适应渐消卡尔曼滤波, 其相比于扩展卡尔曼滤波拥有精度高、模型准确的优点, 分析了国内外学者对此进行的研究。

本文建立了滤波器模型、状态方程以及量测方程, 对自适应渐消卡尔曼滤波的原理进行详细讲解, 深入解析了一种求取最优遗忘因子的方法, 最后通过 Matlab 仿真程序, 使用旋翼无人机飞行数据, 对算法进行了仿真验证, 分析结果得到如下结论:

对于弱非线性系统, 扩展卡尔曼滤波算法可以达到较好的滤波效果, 但是在其建模过程中, 无可避免的对其线性模型进行了近似和简化, 通常会导致系统模型缺乏足够的关于真实系统特征的信息, 继而影响其滤波效果。自适应渐消卡尔曼滤波在扩展卡尔曼滤波基础上, 引入了遗忘因子, 实时调整系统的协方差阵, 削减过去的权重, 以此限制卡尔曼滤波器的模型误差, 大幅提升滤波精度, 对于改善旋翼无人机飞行效果具有重要意义。

参考文献:

- [1] 万 娇. 基于 GPS/INS 的无人机组导航信息融合方法设计 [D]. 南昌: 南昌航空大学, 2018.
- [2] 王辰熙. 多旋翼无人机组导航技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.
- [3] Xia Q J, Rao M, Ying Y Q, et al. Adaptive fading kalman filter with an application [J]. Automatica, 1994, 30 (12): 1333 - 1338.
- [4] 徐景硕, 秦永元, 彭 蓉. 自适应卡尔曼滤波器渐消因子选取方法研究 [J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26 (11): 1552 - 1554.
- [5] 秦永元. 卡尔曼滤波与组合导航原理 [M]. 第 3 版. 西安: 西北工业大学出版社, 2015.
- [6] 王昕洋. 深组合导航系统中的滤波技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.
- [7] 易清明, 陆景龙, 石 敏. GPS/INS 组合导航中两步自适应滤波方法 [J]. 航天控制, 2018, 36 (02): 59 - 64, 87.
- [8] LeventOzbek, AlievFazil A. Coment on adaptive fading kalman filter with an application [J]. 1998, 34 (12): 1663 - 1664.
- [9] 卞鸿巍, 金志华, 王俊璞, 等. 组合导航系统新息自适应卡尔曼滤波算法 [J]. 上海交通大学学报, 2006, 40 (6): 1000 - 1003, 1009.
- [10] 李 旦, 秦永元, 梅春波. 组合导航自适应卡尔曼滤波改进算法研究 [J]. 测控技术, 2011, 30 (3): 114 - 116.