

基于 UKF 的共轴式无人直升机模型辨识

张兴文, 陈 铭, 马艺敏, 王保兵

(北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100191)

摘 要: 建立了共轴式无人直升机系统非线性模型,并针对其非线性强,不同飞行模式下气动参数差异等问题,将无迹卡尔曼滤波(UKF)引入共轴式直升机系统非线性模型辨识,不但避免了直升机线性模型仅仅适用于悬停模式的局限性,同时为直升机系统在线自适应控制提供了基础条件,使得共轴式无人直升机自主全包线飞行成为可能.以北京航空航天大学 FH-1 共轴式无人直升机为例进行了仿真辨识实验.实验结果表明基于该方法的共轴式直升机在线非线性模型辨识不依赖于参数初值的选取,模型参数能在 10 s 内收敛,各状态量辨识精度达到 80% 以上,明显高于传统的预报误差法(PEM),具有一定的实用性.

关 键 词: 无迹卡尔曼滤波; 非线性系统; 无人直升机; 共轴式直升机; 在线辨识

中图分类号: V249

文献标志码: A

Identification of unmanned coaxial helicopter model based on UKF

ZHANG Xing-wen, CHEN Ming, MA Yi-min, WANG Bao-bing

(School of Aeronautic Science and Engineering,
Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Nonlinear model of the unmanned coaxial helicopter system was built, and on account of considering its strong nonlinear character, as well as the aerodynamic parameters were variable under different flight modes, the unscented Kalman filter (UKF) was introduced to solve the nonlinear model identification problem of coaxial helicopter. It did not only avoid the limitations that linear model was only appropriate to hover modes of helicopter model, but also provided the basis for the online adaptive control of helicopter system, in which autonomous unmanned coaxial helicopter's full envelope flight could be possible. Identification of the FH-1 unmanned coaxial helicopter developed by Beijing University of Aeronautics and Astronautics was simulated by the approach and the predictive error method (PEM). Simulation experiment results show that the online identification of coaxial helicopter nonlinear system based on UKF does not depend on the selection of initial parameters, parameters can converge within the validity period of 10 s, and the accuracy of identification reached 80%, which is higher than the classical PEM, so it has a certain practicality.

Key words: unscented Kalman filter; nonlinear system; unmanned helicopter; coaxial helicopter; online identification

无人飞行器系统具有广泛的军事、民用用途,是近年来备受关注的研究领域之一.直升机相比于固定翼飞行器具有能够垂直起降、定点悬停等优势,在无人飞行器领域具有无可替代的地位,其中共轴式无人直升机相对于常规布局的单旋翼直

升机尺寸小,机械结构更加紧凑,不但节省了尾桨的功率消耗,而且具有气动特性对称、便于维护等特点.作为国际无人机系统的发展方向之一,对共轴双旋翼直升机的研究和研制一直没有停止^[1-3],关于共轴式无人直升机控制算法及建模方法的研

究具有重要意义。

共轴式无人直升机系统作为一个多变量、强耦合的非线性时变系统,在悬停、前飞等不同飞行状态下动力学特性差异较大,飞行过程中旋翼、发动机等振动所导致的测量噪声增大了建立精确动力学模型的难度。针对直升机系统建模难的问题,国内外学者进行了大量的研究工作,模型辨识方法作为一种行之有效的建模方法被广泛采用^[4-10]。

当前的辨识方法主要分为在线辨识和离线辨识两大类,应用于直升机系统的辨识方法主要为离线辨识,如时域辨识的预报误差法^[5]、子空间法^[6]、遗传算法^[7]、利用 Comprehensive Identification from Frequency Response(CIFFER)等计算工具或最小二乘法对飞行数据进行频域分析得到直升机频域模型^[8-10],此类方法辨识时间长、较多依赖于辨识参数初值的选取,实时性差,难以适应直升机气动参数的变化,应用范围受限于飞行实验数据采集条件。

本文建立了共轴式直升机非线性模型,针对其非线性强,不同飞行模式下气动参数差异等问题,将无迹卡尔曼滤波(UKF)^[11]引入共轴式无人直升机系统非线性模型辨识,不但实现了共轴式无人直升机系统在线辨识,为共轴式无人直升机在线自适应控制提供了基础条件,同时避免了共轴式无人直升机线性模型仅适用于悬停模式的局限性,使得共轴式无人直升机自主全包线飞行成为可能。

以北京航空航天大学 FH-1 共轴式无人直升机(见图 1)为对象的仿真及实验结果表明基于该方法的共轴式无人直升机在线非线性系统辨识不依赖于参数初值的选取,能在有效时间内收敛,辨识精度及收敛速度皆能达到控制系统要求,具有



图 1 北京航空航天大学自主研制 FH-1 共轴式无人直升机

Fig. 1 FH-1 unmanned coaxial helicopter developed by Beijing University of Aeronautics and Astronautics

一定的实用性。

1 共轴式无人直升机非线性模型

本文建立的共轴式无人直升机的非线性模型结合了共轴式直升机刚体运动受力分析及旋翼空气动力学分析,在此基础上加入部分假设,对共轴式直升机非线性模型进行适当的简化以减少辨识过程中的计算量,最终实现了在线实时辨识的目的。其中,直升机机体运动方程如下:

$$\begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{w} \end{bmatrix} = \mathbf{F}/m - \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{q} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = \mathbf{I}^{-1} \left(\mathbf{M} - \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \times \mathbf{I} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \right) \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \phi \sin \theta}{\cos \theta} & \frac{\cos \phi \sin \theta}{\cos \theta} \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \frac{\sin \phi}{\cos \theta} & \frac{\cos \phi}{\cos \theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (3)$$

共轴式直升机所受合力 $\mathbf{F}$ 和力矩 $\mathbf{M}$ 分别由以下几个部分组成^[12-13]:

$$\mathbf{F} = \mathbf{T}_{\text{up}} + \mathbf{T}_{\text{low}} + \mathbf{G} + \mathbf{W}_{\text{fus}} \quad (4)$$

$$\mathbf{M} = \mathbf{Q}_{\text{up}} + \mathbf{Q}_{\text{low}} + \mathbf{M}_{\text{react, up}} + \mathbf{M}_{\text{react, low}} + \mathbf{M}_{\text{flap}} + \mathbf{rc}_{\text{up}} \times \mathbf{T}_{\text{up}} + \mathbf{rc}_{\text{low}} \times \mathbf{T}_{\text{low}} \quad (5)$$

式中下标 up 和 low 分别代表上旋翼和下旋翼; $\mathbf{T}$ 为机体坐标系下旋翼拉力向量; $\mathbf{G}$ 为机体坐标系下重力向量; $\mathbf{W}_{\text{fus}}$ 为机体阻力向量; $\mathbf{Q}_{\text{up}}$, $\mathbf{Q}_{\text{low}}$ 和 $\mathbf{M}_{\text{react}}$ 分别为上下旋翼扭矩和惯性力矩向量; $\mathbf{M}_{\text{flap}}$ 是旋翼挥舞力矩; $\mathbf{rc} \times \mathbf{T}$ 是推力倾转力矩。其中旋翼坐标系下上下旋翼拉力及扭矩表示为

$$T_i = \frac{1}{2} c_{T,i} \rho \left(\Omega \frac{D}{2} \right)^2 \pi \left(\frac{D}{2} \right)^2 \quad (6)$$

$$Q_i = \frac{1}{2} c_{Q,i} \rho \left(\Omega \frac{D}{2} \right)^2 \pi \left(\frac{D}{2} \right)^3 \quad (7)$$

式中 ρ 为空气密度; Ω 为旋翼转速; 下标 i 表示上旋翼 up 或下旋翼 low; c_T 为旋翼拉力系数; c_Q 为旋翼扭矩系数; D 为桨盘直径。

为了简化模型,假设直升机旋翼均匀入流,且无急加速、急减速状态,直升机飞行过程中,根据叶素动量法计算, FH-1 共轴式无人直升机机体坐标系上下旋翼拉力系数 c_T 、扭矩系数 c_Q 与总距角 θ_0 关系如图 2、图 3 所示。

总距控制量 δ_c 与总距角 θ_0 成比例关系,因此,定转速飞行时,半差动共轴式直升机上下旋翼

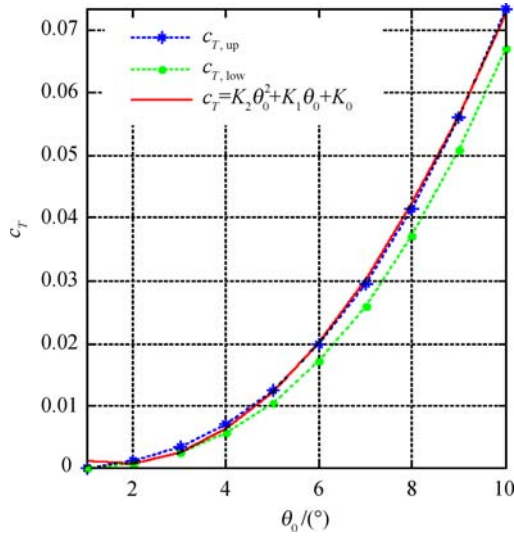


图 2 FH-1 共轴式无人直升机旋翼拉力系数与总距角关系

Fig. 2 Relationship between rotor thrust coefficient and collective pitch of FH-1 unmanned coaxial helicopter

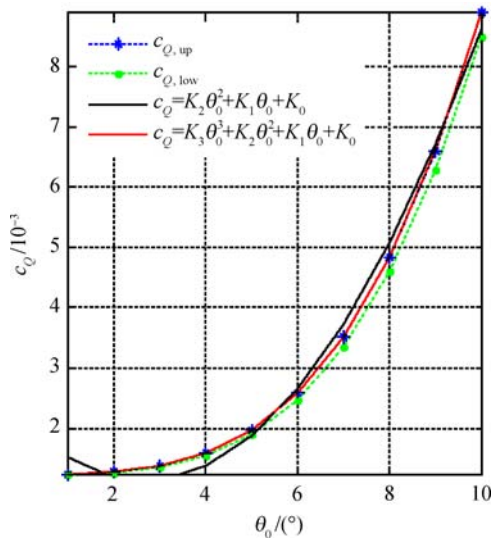


图 3 FH-1 共轴式无人直升机旋翼扭矩系数与总距角关系

Fig. 3 Relationship between rotor torque coefficient and collective pitch of FH-1 unmanned coaxial helicopter

拉力系数和扭矩系数可以近似拟合为

$$c_{T,up} = K_{T2,up}(\delta_c + \delta_r)^2 + K_{T1,up}(\delta_c + \delta_r) + K_{T0,up} \quad (8)$$

$$c_{T,low} = K_{T2,low}(\delta_c - \delta_r)^2 + K_{T1,low}(\delta_c - \delta_r) + K_{T0,low} \quad (9)$$

$$c_{Q,up} = K_{Q3,up}(\delta_c + \delta_r)^3 + K_{Q2,up}(\delta_c + \delta_r)^2 + K_{Q1,up}(\delta_c + \delta_r) + K_{Q0,up} \quad (10)$$

$$c_{Q,low} = K_{Q3,low}(\delta_c - \delta_r)^3 + K_{Q2,low}(\delta_c - \delta_r)^2 + K_{Q1,low}(\delta_c - \delta_r) + K_{Q0,low} \quad (11)$$

式中 K_T, K_Q 皆为需要辨识的未知参数, δ_r 为航向控制量. 考虑伺服小翼对上旋翼的影响, 上下旋翼倾角可以表示为 1 阶惯性环节:

$$\begin{aligned} \dot{\alpha}_{up} &= \frac{1}{\tau_{up}}(-l_{up}\alpha_{up} - p) \\ \dot{\beta}_{up} &= \frac{1}{\tau_{up}}(-l_{up}\beta_{up} - q) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \dot{\alpha}_{low} &= \frac{1}{\tau_{low}}(-l_{low}\theta_{sp,max}\delta_a - \alpha_{low}) \\ \dot{\beta}_{low} &= \frac{1}{\tau_{low}}(-l_{low}\theta_{sp,max}\delta_b - \beta_{low}) \end{aligned} \quad (13)$$

式中 $\theta_{sp,max}$ 为桨盘最大倾角; δ_a, δ_b 为纵横向操纵量; τ_i 为时间常数; α_i, β_i 分别为旋翼纵横向挥舞角. 机体阻力、旋翼惯性力矩、挥舞力矩等表达式如下:

$$\mathbf{W}_{fus} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{2}c_D\rho A_b\omega^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\mathbf{M}_{react,i} = \mathbf{J}_i\dot{\Omega} \quad (15)$$

$$\mathbf{M}_{flap} = \begin{bmatrix} K_s\alpha_i \\ K_s\beta_i \\ 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中 A_b 为机体最大横截面; c_D 为机体阻力系数; $\mathbf{J}$ 为旋翼转动惯量; K_s 为旋翼挥舞力矩系数.

2 UKF 在线辨识方法

卡尔曼滤波采用增广未知参数为状态量的办法将卡尔曼滤波用于实时参数估计, 是目前被广泛应用于航空领域的系统参数辨识的方法之一^[14-15], 但是传统的扩展卡尔曼滤波(EKF)方法无法处理非线性系统引起的线性化误差, 在应用过程中, 容易出现有偏估计和发散的现象^[16]. 为此, 20 世纪 90 年代, 牛津大学的 Julier 等提出了 UKF 方法^[17-18], 该方法通过 sigma 采样方法近似非线性函数概率密度分布来解决非线性系统有偏估计的问题, 具有计算精度高, 应用范围广, 实时性强等特点. 本文将 UKF 引入共轴式直升机的非线性系统参数在线辨识, 有效解决了共轴式直升机测量噪声和非线性动态导致的有偏估计问题, 实现了共轴式直升机系统的在线辨识.

飞行器系统通常是非线性连续-离散系统, 即状态方程是连续方程, 观测方程是离散型的, 共轴式直升机系统的输出量包含在状态量中. 因此, 可

将共轴式直升机系统写为如下形式:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}(t) &= \mathbf{f}[\mathbf{x}(t), \mathbf{U}(t)] + \mathbf{W}(t) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{V}(k)\end{aligned}\quad (17)$$

由式(1)~式(12)式可知,上式中状态量 $\mathbf{x}(t)=[u \ v \ w \ \phi \ \theta \ p \ q \ r \ \alpha_{\text{up}} \ \beta_{\text{up}} \ \alpha_{\text{low}} \ \beta_{\text{low}}]$,控制量 $\mathbf{U}(t)=[\delta_c \ \delta_r \ \delta_a \ \delta_b]$.将系统未知参数看作附加状态量,则系统辨识参数向量可以写为状态方程: $\dot{\Theta}=\mathbf{0}$,增广状态向量 $\mathbf{x}_a=[\mathbf{x} \ \Theta \ \mathbf{W} \ \mathbf{V}]^T$.状态方程

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}_a &= \mathbf{f}_a[\mathbf{x}_a(t), \mathbf{U}(t)] = \\ & \begin{bmatrix} \mathbf{f}[\mathbf{x}(t), \mathbf{U}(t), \Theta] + \mathbf{W}(t) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (18)$$

将状态方程离散化,得到扩展系统

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_a(k+1) &= \mathbf{x}_a(k) + \Delta t \mathbf{f}_a[\mathbf{x}_a(k), \mathbf{U}(k)] \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}_a \mathbf{x}_a(k) = [\mathbf{C} \ \mathbf{0} \ \mathbf{0} \ \mathbf{I}] \mathbf{x}_a(k)\end{aligned}\quad (19)$$

式中 Δt 为采样间隔时间.针对扩展系统(19)设计 UKF 辨识算法,具体步骤如下:

1) 定义初始状态

$$\hat{\mathbf{x}}_a(0) = E[\mathbf{x}_a(0)] = [\mathbf{x}_0^T \ \Theta^T \ \mathbf{0} \ \mathbf{0}]^T \quad (20)$$

$$\begin{aligned}\mathbf{P}_0 &= E\{[\mathbf{x}_a(0) - \hat{\mathbf{x}}_a(0)][\mathbf{x}_a(0) - \hat{\mathbf{x}}_a(0)]^T\} = \\ & \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{x0} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{P}_{\Theta} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{Q} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{R} \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (21)$$

2) 采用对称采样法选取 $2n_a+1$ 个 sigma 点, n_a 为增广状态量个数.选取增广状态向量的期望 $\hat{\mathbf{x}}_a$ 作为中心 sigma 点,其余 sigma 点由 $\pm \gamma \sqrt{\mathbf{P}_{xx}}$ 的列向量与 $\hat{\mathbf{x}}_a$ 相加得到,其中 $\gamma = \sqrt{n_a + \lambda}$, $\lambda = \eta^2(n_a + \kappa) - n_a$, η 是比例修正因子,用于调节 sigma 点和中心点间距离, ϵ 是高阶项信息系数.计算对应 sigma 点的期望和协方差权值:

$$\mathbf{W}_0^m = \lambda / (n_a + \lambda) \quad (22)$$

$$\mathbf{W}_0^c = \mathbf{W}_0^m + (1 - \eta^2 + \epsilon) \quad (23)$$

$$\mathbf{W}_i^c = \mathbf{W}_i^m = \frac{1}{2(n_a + \lambda)}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, 2n_a \quad (24)$$

式(22)~式(24)中权值 $\mathbf{W}$ 上标 c 和 m 分别表示方差与均值,下标 0 和 i 对应 $2n_a+1$ 个 sigma 点.

3) 状态预测

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_a(k+1|k) &= \hat{\mathbf{x}}_a(k|k) + \\ & \Delta t \mathbf{f}_a[\hat{\mathbf{x}}_a(k|k), \mathbf{U}(k)]\end{aligned}\quad (25)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_a(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n_a} \mathbf{W}_i^m \hat{\mathbf{x}}_i^a(k+1|k) \quad (26)$$

文中上标“~”表示修正值,“~”表示预测值.

$$\tilde{\mathbf{P}}(k+1|k) =$$

$$\begin{aligned}& \sum_{i=0}^{2n_a} \{ \mathbf{W}_i^c [\hat{\mathbf{x}}_i^x(k+1|k) - \bar{\mathbf{x}}_i^x(k+1|k)] \cdot \\ & [\hat{\mathbf{x}}_i^x(k+1|k) - \bar{\mathbf{x}}_i^x(k+1|k)]^T \} + \mathbf{Q}\end{aligned}\quad (27)$$

式中 $\mathbf{x}^x = [\mathbf{x} \ \Theta]^T$ 表示与系统状态量和未知参数相关 sigma 点.

4) 测量更新

$$\mathbf{y}(k+1|k) = \mathbf{C}_a \bar{\mathbf{x}}_a(k+1|k) \quad (28)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n_a} [\mathbf{W}_i^m \mathbf{y}_i(k+1|k)] \quad (29)$$

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{P}}_{yy}(k+1|k) &= \sum_{i=0}^{2n_a} \{ \mathbf{W}_i^c [\mathbf{y}_i(k+1|k) - \\ & \bar{\mathbf{y}}(k+1|k)] \cdot [\mathbf{y}_i(k+1|k) - \\ & \bar{\mathbf{y}}(k+1|k)]^T \} + \mathbf{R}\end{aligned}\quad (30)$$

$$\begin{aligned}& \sum_{i=0}^{2n_a} \{ \mathbf{W}_i^c [\hat{\mathbf{x}}_i^a(k+1|k) - \bar{\mathbf{x}}_i^a(k+1|k)] \cdot \\ & [\mathbf{y}_i(k+1|k) - \bar{\mathbf{y}}_i(k+1|k)]^T \} \\ \mathbf{K}(k+1) &= \tilde{\mathbf{P}}_{xy}(k+1|k) \tilde{\mathbf{P}}_{yy}(k+1|k)^{-1}\end{aligned}\quad (31)$$

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_a(k+1|k+1) &= \bar{\mathbf{x}}_a(k+1|k) + \\ & \mathbf{K}(k+1)[\mathbf{y}(k+1) - \bar{\mathbf{y}}(k+1|k)]\end{aligned}\quad (32)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}(k+1|k+1) = \tilde{\mathbf{P}}(k+1|k) -$$

$$\mathbf{K}(k+1) \tilde{\mathbf{P}}_{yy}(k+1|k) \mathbf{K}(k+1)^T \quad (34)$$

5) 返回步骤 2) 计算下一时刻 sigma 点.

3 辨识实验结果及分析

以北京航空航天大学 FH-1 共轴式无人直升机为研究对象进行辨识试验,主要参数如表 1 所示,在旋翼转速为 1000 r/min 左右条件下采集飞行数据(如图 4 所示).

表 1 FH-1 共轴式无人直升机主要参数

Table 1 Main parameters of FH-1 unmanned coaxial helicopter

参数	数值
最大起飞质量/kg	90
空机质量/kg	55
旋翼直径/m	2.5
机身最大宽度/m	0.7
巡航速度/(km/h)	60~70
机体高度/m	1.3
最大航程/km	120



图 4 FH-1 共轴式无人直升机辨识实验数据采集

Fig. 4 Data acquisition of identification experiment of FH-1 unmanned coaxial helicopter

本文分别使用 UKF 及 PEM 两种辨识算法对采集的实验数据进行了辨识,特性对比如表 2 所示. 其中 UKF 针对本文建立的共轴式无人直升机系统非线性模型进行了在线辨识. UKF 辨识采用对称 sigma 采样策略,参数 $\eta=0.99$, $\epsilon=2$, $\kappa=0$. 过程噪声协方差 $\mathbf{Q}$ 为 0.000 1 倍的单位矩阵,测量噪声协方差 $\mathbf{R}$ 为 0.002 5 倍的单位矩阵, $\mathbf{Q}$ 的阶数与扩展状态量个数相同, $\mathbf{R}$ 的阶数与输出状态量个数相同. 所有状态量及需要辨识的模型参数初值取 0~0.5 间任意值(部分状态量如俯仰角、滚转角及角速率辨识过程以弧度为单位,为避免不合理初始值出现,选取 0.5 以内小量).

由于 PEM 对模型参数初值要求较高,在无法获得非线性模型合理初值情况下,进行预报误差法辨识结果无法收敛,无法应用于当前的共轴式无人直升机系统非线性模型. 为了便于对比,使用直升机悬停模态小扰动线性化模型对两种方法的辨识结果进行了对比验证.

输出向量拟合度按下式计算:

$$f_{it} = \left(1 - \frac{\|Y_{\text{real}} - Y_{\text{estimate}}\|}{\|Y_{\text{real}} - Y_{\text{mean}}\|} \right) \times 100\%$$

式中 Y_{real} 为输出状态量实际测量值; Y_{estimate} 为辨识模型状态量估计值; Y_{mean} 为状态量测量值均值. 两种方法辨识拟合度对比结果见表 2.

如图 5 及图 6 所示,在采用 20 s 内短数据时,两种辨识方法的辨识结果都能够对 FH-1 共轴式无人直升机测量输出进行有效跟踪,UKF 在线辨识方法精度略高于 PEM 离线辨识方法. 但采用 60 s 数据辨识结果中(如图 6 及表 2 对比所示),PEM 辨识精度大幅度下降,而 UKF 辨识精度变化不大. 因为卡尔曼滤波估计方法充分考虑了实际飞行过程中的过程噪声及测量噪声的影响,且模型参数在飞行过程中不断进行调整,因此可以在较长的飞行过程中适应不同飞行状态的要求,相比于传统 PEM 难以拟合长飞行数据的特点具有明显优势.

根据表 2 的第 1 列及第 3 列数据对比,针对本文建立的共轴式无人直升机系统非线性模型的 UKF 60 s 数据辨识精度明显优于悬停模态小扰动线性模型 UKF 辨识,认为该非线性模型能够有效反映共轴式无人直升机的操控特性.

图 7 为 UKF 非线性模型 60 s 数据辨识过程部分参数在线变化曲线. 如图所示,模型参数收敛不依赖于初值的选取,收敛时间在 10 s 左右,虽然部分参数收敛后依然有较大波动,但是考虑到辨识过程使用的共轴式无人直升机模型已经做了相当的简化,同时在实际飞行过程中外界环境的干扰难以完全视为白噪声估计,因此认为该参数波动是合理且符合实际物理规律.

表 2 输出信号辨识拟合度对比结果

Table 2 Comparison results of identification fitting degree of output signal

参数	$f_{it}/\%$				
	UKF (线性模型 60 s)	PEM (线性模型 60 s)	UKF (非线性模型 60 s)	UKF (线性模型 20 s)	PEM (线性模型 20 s)
ϕ	80.79	54.97	97.80	85.83	80.77
θ	78.18	46.44	97.84	83.99	78.71
p	77.49	2.528	91.19	90.61	62.37
q	75.97	18.73	91.07	89.21	34.40
u	30.96	12.80	83.69	49.20	17.65
v	35.40	20.51	85.92	45.33	21.95
w	45.47	19.91	80.03	43.96	15.71
r	79.52	26.96	94.15	82.89	82.02

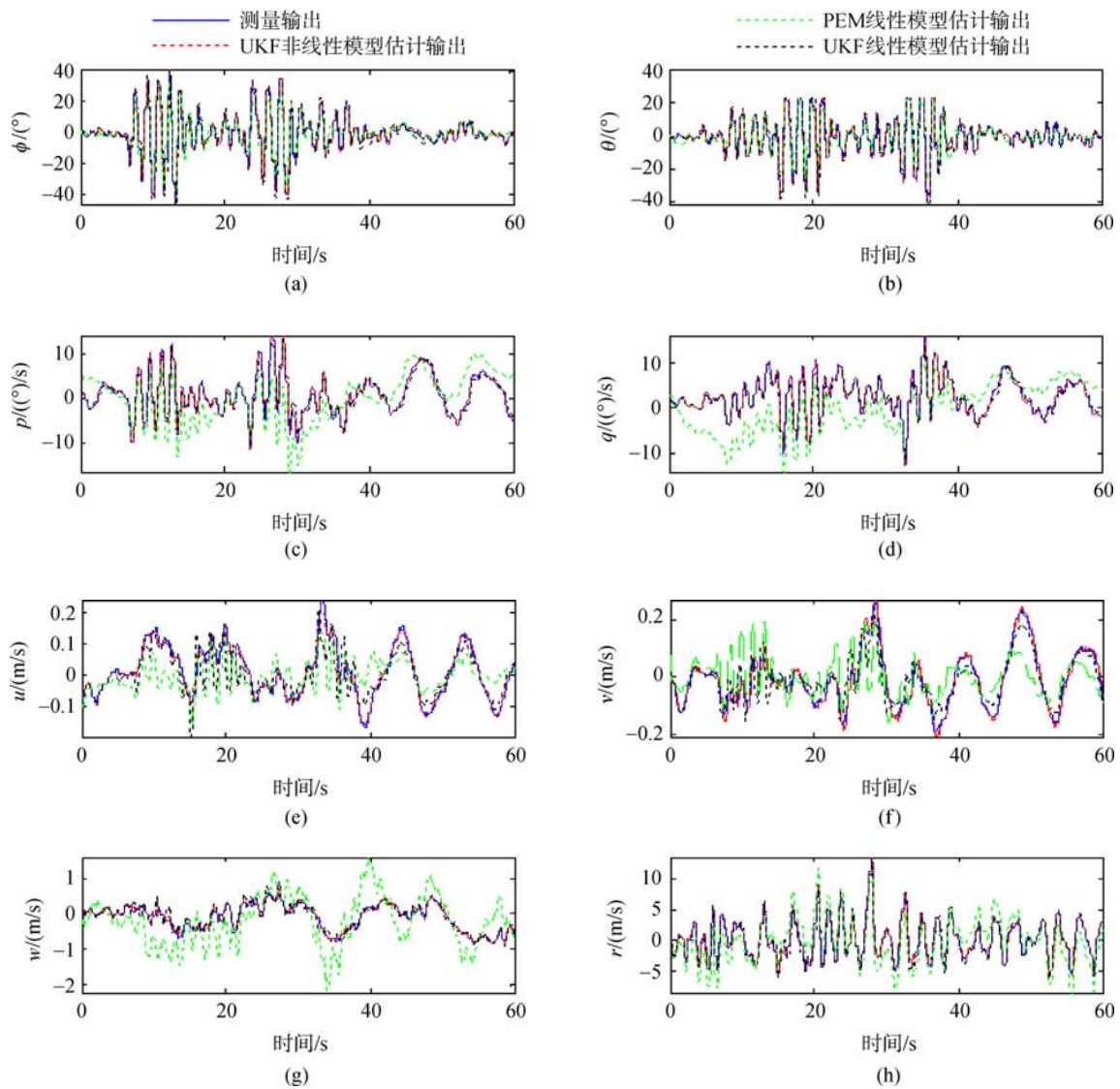
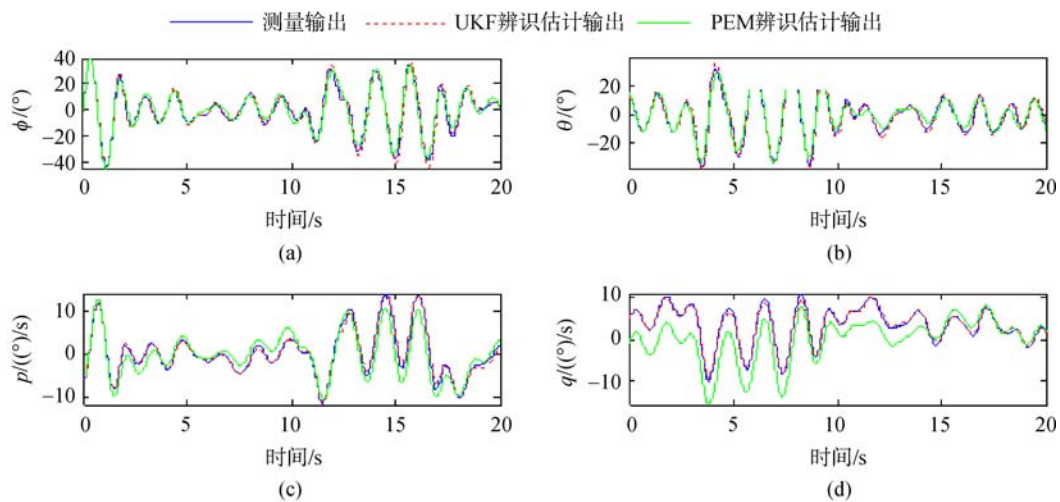


图5 共轴式无人直升机 UKF 和 PEM 辨识结果对比(60 s)

Fig. 5 Identification results comparison of unmanned coaxial helicopter between UKF and PEM (60 s)



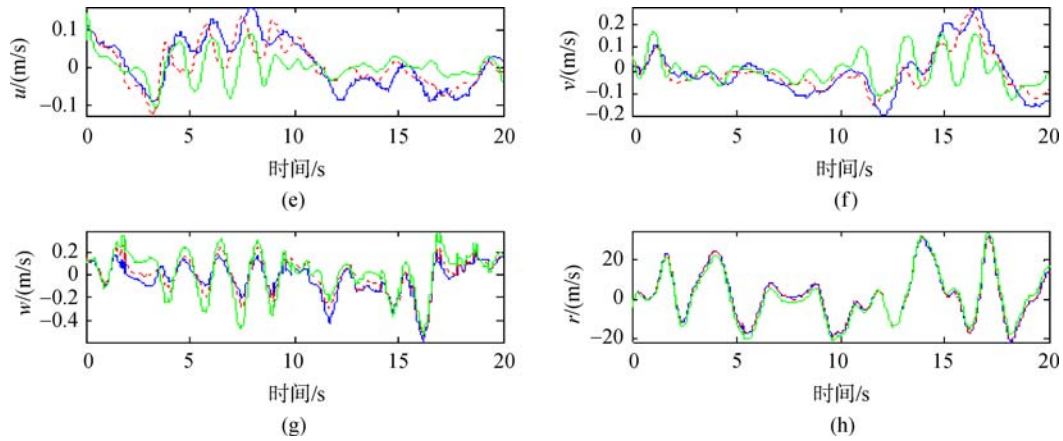


图 6 共轴式无人直升机 UKF 和 PEM 辨识结果对比(20 s)

Fig. 6 Identification results comparison of unmanned coaxial helicopter between UKF and PEM (20 s)

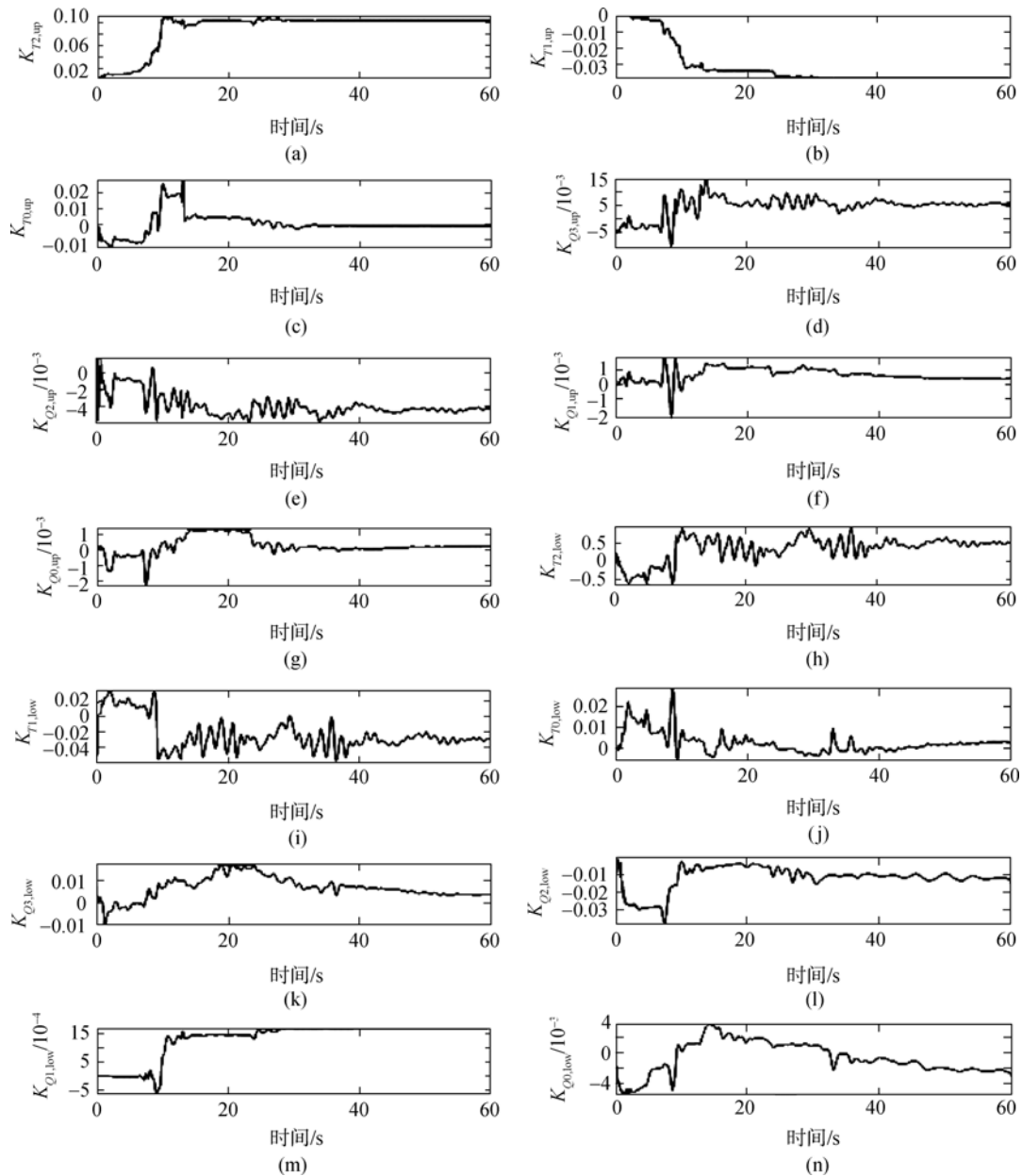


图 7 UKF 非线性辨识模型参数(60s)

Fig. 7 Identification nonlinear model parameters by UKF (60s)

4 结 论

1) 建立共轴式无人直升机系统非线性模型, 将 UKF 引入该共轴式无人直升机系统非线性模型辨识, 以该方法对北京航空航天大学 FH-1 共轴式无人直升机进行了系统辨识实验, 实验结果表明基于该方法的共轴式无人直升机在线非线性系统辨识精度高于共轴式无人直升机小扰动线性化模型辨识, 该非线性模型能够有效体现共轴式直升机运动的物理规律。

2) 针对 UKF 及 PEM 两种辨识算法进行比较分析, PEM 作为离线辨识方法, 对参数初始值选取依赖较大, 辨识效率低且难以拟合长飞行数据, 而 UKF 在线辨识充分考虑共轴式无人直升机飞行过程中的测量噪声和过程噪声, 飞行器参数进行实时调整, 能够适应不同飞行状态下的模型精度要求。

3) UKF 线性模型在线辨识参数不依赖于初值的选取, 能在有效时间内收敛, 且辨识精度明显高于 PEM 离线辨识方法。共轴式无人直升机 UKF 在线非线性辨识方法具有一定的实用性, 是一种可靠的在线建模方法。

参考文献:

- [1] 王强, 陈铭, 王保兵, 等. 旋翼几何参数对共轴双旋翼悬停性能的影响[J]. 航空动力学报, 2014, 29(6): 1434-1443.
WANG Qiang, CHEN Ming, WANG Baobing, et al. Effect of geometric parameters of rotor on hovering performance of coaxial rotor[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(6): 1434-1443. (in Chinese)
- [2] 周国仪, 胡继忠, 曹义华, 等. 共轴式直升机双旋翼载荷计算模型研究[J]. 航空动力学报, 2003, 18(3): 343-347.
ZHOU Guoyi, HU Jizhong, CAO Yihua, et al. Mathematic model for twin rotor loads of coaxial helicopter[J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(3): 343-347. (in Chinese)
- [3] Koehl A, Rafaralahy H, Boutayeb M, et al. Aerodynamic modelling and experimental identification of a coaxial-rotor UAV[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2012, 68(1): 53-68.
- [4] Kumar R, Ganguli R, Omkar S N, et al. Rotorcraft parameter identification from real time flight data[J]. Journal of Aircraft, 2008, 45(1): 333-341.
- [5] WANG Xiaodong, ZHAO Xiaoguang, TAN Min. Modeling, identification and robust control of yaw dynamics of small-scale unmanned helicopters[C]// 5th International Conference on Natural Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 273-276.
- [6] 宋彦国, 孙涛. 旋翼飞行器飞行动力学系统辨识建模算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 43(3): 387-392.
SONG Yanguo, SUN Tao. System identification modeling of rotorcraft flight mechanics[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011, 43(3): 387-392. (in Chinese)
- [7] 赵志刚, 苟向峰, 吕恬生. 基于 GA 的小型无人直升机航向模型进化辨识[J]. 机器人, 2010, 32(3): 439-442.
ZHAO Zhigang, GOU Xiangfeng, LÜ Tiansheng. GA-based model evolutionary identification for yaw channel of small-scale unmanned helicopter[J]. Robot, 2010, 32(3): 439-442. (in Chinese)
- [8] Cheng R, Tischler M, Schuelein G. RMAX helicopter state-space model identification for hover and forward-flight[J]. Journal of the American Helicopter Society, 2006, 51(2): 202-210.
- [9] Raptis I, Valavanis K. Linear and nonlinear control of small-scale unmanned helicopters[M]. Dordrecht, Netherlands: Springer, 2011.
- [10] Pamadi B N. Performance, stability, dynamics, and control of airplanes[M]. 2nd ed. Hampton, Virginia: AIAA, 2003.
- [11] 潘泉, 杨峰, 叶亮, 等. 一类非线性滤波器: UKF 综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(5): 481-489.
PAN Quan, YANG Feng, YE Liang, et al. Survey of a kind of nonlinear filters: UKF[J]. Control and Decision, 2005, 20(5): 481-489. (in Chinese).
- [12] Schaefroth D M. Aerodynamics, modeling and control of an autonomous micro helicopter [D]. Zürich, Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology, 2010.
- [13] Schaefroth D, Bermes C, Bouabdallah S, et al. Modeling, system identification and robust control of a coaxial micro helicopter[J]. Control Engineering Practice, 2010, 18(7): 700-711.
- [14] Jategaonkar R V, Plaetschke E. Algorithms for aircraft parameter estimation accounting for process and measurement noise[J]. Journal of Aircraft, 1989, 26(4): 360-372.
- [15] Garca-Velo J, Walker B K. Aerodynamic parameter estimation for high performance aircraft using extended Kalman filtering[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1997, 20(6): 1257-1259.
- [16] 蔡金狮. 飞行器系统辨识学[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [17] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE Aerospace and Electronic Systems, 2004, 92(3): 401-422.
- [18] Chowdhary G, Jategaonkar R. Aerodynamic parameter estimation from flight data applying extended and unscented Kalman filter [J]. Aerospace Science and Technology, 2010, 14(2): 106-117.

(编辑: 陈 越)