

文章编号: 2095-4980(2016)02-0249-05

基于实测数据的气动辨识方法研究和对比

彭蜀君, 祝 刚

(中国工程物理研究院 电子工程研究所, 四川 绵阳 621999)

摘 要: 气动参数辨识是检验飞行器的真实气动特性与设计值的匹配性的重要方法。研究分析基于理论计算的方法和基于增广的扩展卡尔曼滤波算法, 通过实测数据, 对比 2 种辨识方法的估计结果, 得到了扩展卡尔曼滤波法可以有效降低实测数据中的噪声影响, 获取更加精确的估计结果的结论。同时结果证明实际辨识结果与设计值之间还存在一定误差, 为后续修改设计气动参数值提供了依据。

关键词: 气动辨识; 理论计算; 扩展的卡尔曼滤波算法; 实测数据

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201602.0249

Aerodynamic parameter estimation algorithms based on measured data

PENG Shujun, ZHU Gang

(Institute of Electronic Engineering, China Academy of Engineering Physics, Mianyang Sichuan 621999, China)

Abstract: Aerodynamic parameter estimation is an important way to find the matches between the real aerodynamic characteristics and the designed ones. The theoretical method and the Augmented Extended Kalman Filter(AEKF) is studied and analyzed. By comparing the estimated results with the experimental data, the Extended Kalman Filter algorithm could reduce the influence of noises to get more precious estimation. And the result shows the difference between the real and the designed parameters, which provides a basis for future aerodynamic parameter design.

Key words: aerodynamic parameter estimation; theoretical method; Extended Kalman Filter algorithm; measured data

准确预测空气动力特性是设计高性能飞行控制系统, 实现精确打击的基础和前提。获取气动参数特性的 3 大手段是风洞试验、数值计算和飞行试验^[1]。风洞试验是飞行器研制过程中气动参数最主要的来源, 但其无法完全模拟飞行情况, 与实际存在一定差异。因此飞行试验是验证飞行器气动参数和飞行性能最直接、最可靠的手段, 为飞行器控制系统设计和改进提供基本数据, 因而也是不可或缺的手段^[2]。但飞行试验无法直接测量飞行器的气动力, 只能测量线加速度、角速率、姿态角和位置参数等运动参数, 通过气动参数辨识获取其气动特性。理论计算的辨识方法和基于增广的扩展卡尔曼滤波算法是 2 种工程可行的辨识方法, 本文首先阐述介绍 2 种辨识方法的算法原理和辨识模型, 在第 3 节中采用实测数据, 仿真对比了 2 种算法的辨识结果, 验证了相对简易的理论计算方法, 扩展卡尔曼滤波法可以有效减小实测数据的测量噪声对于辨识结果的影响, 达到更好的辨识效果。

1 理论计算原理

理论计算直接采用惯性测量单元实测的过载和弹道重构得到的攻角、侧滑角估计气动参数。气动参数位于速度坐标系 $Ox_3y_3z_3$, 惯性测量单元测量的过载(N_{x1}, N_{y1}, N_{z1})数据位于弹体坐标系 $Ox_1y_1z_1$, 因此计算时需要进行坐标转换, 根据攻角 α 和侧滑角 β 的定义, 弹体到速度坐标系的转换矩阵 G_v^b 如下^[3], G_v^b 是正交矩阵:

$$G_v^b = \begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \beta & \sin \alpha & -\cos \alpha \sin \beta \\ -\sin \alpha \cos \beta & \cos \alpha & \sin \alpha \sin \beta \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{G}_b^v = (\mathbf{G}_v^b)^{-1} = (\mathbf{G}_v^b)^T \quad (2)$$

根据式(2)计算出的转换矩阵, 将弹体系的过载分量转换到速度坐标系, 得到速度系下的 3 项过载分量 (N_{x3}, N_{y3}, N_{z3}) 为:

$$\begin{bmatrix} N_{x3} \\ N_{y3} \\ N_{z3} \end{bmatrix} = \mathbf{G}_b^v \begin{bmatrix} N_{x1} \\ N_{y1} \\ N_{z1} \end{bmatrix} \quad (3)$$

根据速度系过载分量可以求出阻力 X 、升力 Y 和侧向力 Z , 且阻力方向定义与速度 x 轴正向相反, 则:

$$X = -mgN_{x3}, \quad Y = mgN_{y3}, \quad Z = mgN_{z3} \quad (4)$$

式中: m 为质量; g 为重力加速度。又因为:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = qS \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \\ c_z \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: q 为来流动压; S 为特征面积。则总阻力、升力和侧向力气动参数 (c_x, c_y, c_z) 为:

$$\begin{bmatrix} c_x \\ c_y \\ c_z \end{bmatrix} = \frac{1}{qS} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (6)$$

气动参数辨识的理论计算原理简单, 直接采用惯性测量单元的实际测量值和弹道重构参数进行估计, 工程适用性强, 但是估计结果精确度直接受实测数据测量噪声水平的影响。

2 基于增广的扩展卡尔曼滤波的辨识算法

卡尔曼滤波是 20 世纪 60 年代初由卡尔曼和布西首先提出的。他们为了解决线性最小方差估计公式难以计算的困难, 提出了一套状态估计的递推计算公式, 获得了现代控制理论中的一个突破性结果, 并首先将其应用于线性系统。其后, 这种状态的递推估计算法又被推广到非线性系统, 采用扩展的卡尔曼滤波算法可以有效对非线性系统的状态进行估计, 其适用于计算机递推计算, 效率高, 在工程中得到了非常广泛的应用。

飞行控制系统是复杂的非线性系统, 扩展卡尔曼滤波算法将复杂的非线性观测和状态方程线性化, 充分考虑状态方程和观测方程的噪声影响, 通过算法保证估计满足特定准则, 实现对气动参数的最小方差估计, 最后结果收敛。

2.1 算法原理

卡尔曼滤波是用来解决最小方差估计的问题, 适用于线性系统。最小方差估计的最优估计准则 J 要求估计量 $\hat{\mathbf{x}}$ 与被估计量 $\mathbf{x}$ 的误差 $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}$ 的均方差最小, 即^[4]:

$$J = E \left\{ [\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k)] [\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k)]^T \right\} = E [\tilde{\mathbf{x}} \tilde{\mathbf{x}}^T] \quad (7)$$

式中 k 表示观测时刻。估计量 $\hat{\mathbf{x}}$ 要使 J 最小。

飞控系统的气动参数辨识是非线性连续/离散系统, 其中状态方程是非线性连续方程, 观测方程是离散方程, 设系统状态方程和观测方程为^[5]:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{u}) + \mathbf{W}(t) \\ \mathbf{Z}(i) = \mathbf{h}[\mathbf{x}(i), \boldsymbol{\theta}, \mathbf{u}(i)] + \mathbf{V}(i) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

式中 $\mathbf{u}$ 为控制量。将待估计参数 $\boldsymbol{\theta}$ 增广到状态向量 $\mathbf{x}$ 中, 可得系统的增广状态方程和观测方程为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}}_a = \mathbf{f}_a(\mathbf{x}_a, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{u}) + \mathbf{W}_a(t) \\ \mathbf{Z}(i) = \mathbf{h}[\mathbf{x}_a(i), \boldsymbol{\theta}, \mathbf{u}(i)] + \mathbf{V}(i) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

式中: $\mathbf{x}_a = \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \boldsymbol{\theta} \end{bmatrix}$; $\mathbf{f}_a = \begin{bmatrix} \mathbf{f}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{u}) \\ \boldsymbol{\theta} \end{bmatrix}$; $\mathbf{W}_a = \begin{bmatrix} \mathbf{w}(t) \\ \boldsymbol{\theta} \end{bmatrix}$; $\mathbf{w}(t)$ 和 $\mathbf{V}(i)$ 分别是过程噪声和观测噪声, 两者独立无关, 均值为零, 协方差分别为 $\mathbf{Q}(t)$ 和 $\mathbf{R}(i)$ 。

对于上面的非线性状态方程,无法直接利用普通的卡尔曼滤波算法,需对非线性模型进行一阶的泰勒展开,并将连续状态模型离散化,此时的扩展卡尔曼滤波器的计算流程如下^[6-8]:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_a(t_{k|k-1}) = \mathbf{x}_a(t_{k-1|k-1}) + \int_{t_{k-1}}^{t_k} f[\mathbf{x}_a(t_{k-1}), \mathbf{u}(t_{k-1})] dt \\ \mathbf{P}_a(t_{k|k-1}) = \boldsymbol{\phi}(t_{k|k-1}) \mathbf{P}_a(t_{k-1|k-1}) \boldsymbol{\phi}^T(t_{k|k-1}) + \Delta t \mathbf{Q}_a(t_{k-1}) \\ \mathbf{x}_a(t_{k|k}) = \mathbf{x}_a(t_{k|k-1}) + \mathbf{K}(t_k) [\mathbf{z}(t_k) - h(\mathbf{x}_a(t_{k|k-1}), \mathbf{u}(t_k))] \\ \mathbf{P}_a(t_{k|k}) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(t_k) \mathbf{H}(t_k)] \mathbf{P}_a(t_{k|k-1}) \\ \mathbf{K}(t_k) = \mathbf{P}_a(t_{k|k-1}) \mathbf{H}^T(t_k) [\mathbf{H}(t_k) \mathbf{P}_a(t_{k|k-1}) \mathbf{H}^T(t_k) + \mathbf{R}(t_k)]^{-1} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\boldsymbol{\phi}(t_{k|k-1}) = \mathbf{e}^{\mathbf{F}_a(t_k) \Delta t}$; $\mathbf{F}_a(t_k) = \frac{\partial \mathbf{f}_a}{\partial \mathbf{x}_a} \big|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}(t_{k-1})}$; $\mathbf{H}(t_k) = \frac{\partial \mathbf{h}_a}{\partial \mathbf{x}_a} \big|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_a(t_{k-1})}$; $\mathbf{z}(t_k)$ 为 t_k 时刻的观测量。

增广的广义卡尔曼滤波步骤为: a) 输入状态初始值 $\hat{\mathbf{x}}_a(t_0)$ 、其相应的协方差矩阵 $\mathbf{P}(t_0)$ 和过程噪声量测噪声协方差阵 $\mathbf{Q}_a, \mathbf{R}$; b) 根据式(10)计算状态参数的最优滤波值 $\hat{\mathbf{x}}_a(t_{k|k})$ 和滤波误差方差阵 $\mathbf{P}_a(t_{k|k})$, 更新 $t_k = t_{k+1}$, 循环计算, 直到 $t_k = t_{N-1}$ 。

2.2 辨识模型

飞行器的阻力和升力,忽略高阶项的影响,只考虑攻角 α 和升降舵偏角 δ_z 为 0 时的固有阻力或升力系数 c_{x0}/c_{y0} 、与攻角成线性关系的阻力或升力系数 c_x^α/c_y^α 以及与升降舵偏角成线性关系的阻力或升力系数 $c_x^{\delta_z}/c_y^{\delta_z}$ 的三项影响,此时总的阻力系数和升力系数可以表示为:

$$\begin{aligned} c_x &= c_{x0} + c_x^\alpha \alpha + c_x^{\delta_z} \delta_z \\ c_y &= c_{y0} + c_y^\alpha \alpha + c_y^{\delta_z} \delta_z \end{aligned} \quad (11)$$

选取沿弹体坐标系的 3 个速度分量 $[V_x, V_y, V_z]$ 为增广前的状态向量 $\mathbf{x}$; 加上气动参数后的增广状态向量 $\mathbf{x}_a = [V_x, V_y, V_z, c_{x0}, c_x^\alpha, c_x^{\delta_z}, c_{y0}, c_y^\alpha, c_y^{\delta_z}]$; 假设此时推力为零,则此时飞控系统的辨识状态方程根据动力学方程可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_{x1} &= V_{y1} \omega_{z1} - V_{z1} \omega_{y1} + g(N_{x1} - \sin \vartheta) + W_1 \\ \dot{V}_{y1} &= V_{z1} \omega_{x1} - V_{x1} \omega_{z1} + g(N_{y1} - \cos \vartheta \cos \gamma) + W_2 \\ \dot{V}_{z1} &= V_{x1} \omega_{y1} - V_{y1} \omega_{x1} + g(N_{z1} + \cos \vartheta \sin \gamma) + W_3 \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $[\omega_{x1}, \omega_{y1}, \omega_{z1}]$ 为弹体坐标系下的转动角速度; $[N_{x1}, N_{y1}, N_{z1}]$ 为弹体坐标系下的过载分量,其皆为惯性测量单元的直接测量量; W_1, W_2, W_3 为测量的状态噪声; ϑ 为俯仰角; γ 为滚转角。此时观测向量为速度坐标系下的过载 $[N_{x3}, N_{y3}, N_{z3}]$, 则此时观测方程可以写为:

$$\begin{aligned} N_{x3} &= -\frac{qS}{G} (c_{x0} + c_x^\alpha \alpha + c_x^{\delta_z} \delta_z) + V_1 \\ N_{y3} &= \frac{qS}{G} (c_{y0} + c_y^\alpha \alpha + c_y^{\delta_z} \delta_z) + V_2 \\ N_{z3} &= \frac{qS}{G} (-c_{y0} - c_y^\beta \beta + c_y^{\delta_y} \delta_y) + V_3 \end{aligned} \quad (13)$$

式中 V_1, V_2, V_3 为观测噪声。采用扩展卡尔曼计算时,需要计算求离散后的状态转移矩阵 $\boldsymbol{\phi}_a$, 对式(9)的 $\mathbf{x}_a$ 求导,其中过载 $[N_{x1}, N_{y1}, N_{z1}]$ 中所包含的攻角和侧滑角变量与速度间的关系为:

$$\begin{cases} \alpha = \arctan \left(-\frac{V_y}{V_x} \right) \\ \beta = \arcsin \left(\frac{V_z}{\sqrt{V_x^2 + V_y^2 + V_z^2}} \right) \end{cases} \quad (14)$$

根据式(9)、式(10)和 $\boldsymbol{\phi}_a$ 的定义,可以求得每个时刻的状态转移矩阵,而观测转移矩阵 $\mathbf{H}$ 则对式(9)的前 2 项求导求得。

3 仿真分析

采用理论计算和增广的扩展卡尔曼滤波这 2 种辨识方法,对实测数据进行气动参数辨识,研究分析实际试验的气动系数与设计采用的系数间的误差程度,并分析对比 2 种方法的辨识结果,考察基于扩展卡尔曼滤波的辨识算法消除测量噪声干扰的能力。表 1 为 2 种方法的阻力系数与设计系数的平均误差百分比对比,图 1 为 2 种方法与设计采用的阻力系数间的随时间的误差变化曲线。

表 1 阻力系数误差对比

Table 1 C_x errors comparison

method	the average error/%	the maximum absolute error/%
AEKF method	4.282 2	28.456 5
theoretical method	4.306 4	31.436 1

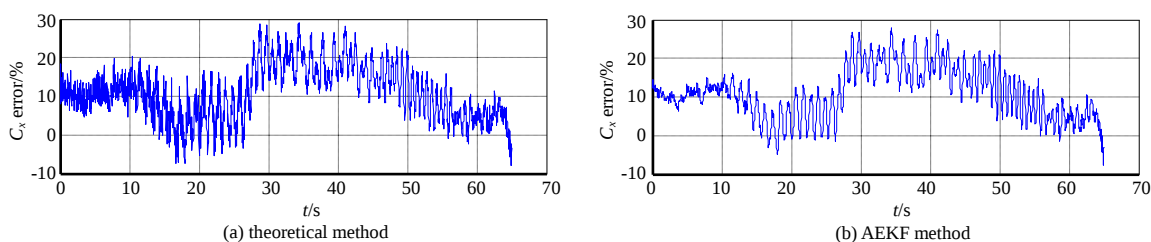
Fig.1 C_x errors with two different estimations

图 1 2 种辨识方法的阻力系数误差曲线

通过表 1 和图 1 的仿真对比研究,可以得出:

- 1) 采用增广的扩展卡尔曼滤波后的平均误差和最大绝对误差均小于理论计算结果,其相当于理论计算的基础上进行平滑滤波,来消除噪声对结果准确性的影响,且 2 种方法辨识的平均阻力系数都大于设计值;
- 2) 2 种方法的阻力误差的曲线变化趋势一致,但增广的扩展卡尔曼滤波算法的误差曲线振荡程度降低,有效削弱了因为测量噪声而引起的估计结果的高频振荡现象;
- 3) 辨识结果与设计所用的气动参数还存在最大约 30% 的差异,其原因是由于飞行时所受扰动较多且存在大攻角飞行状态,导致实际所受阻力和设计阻力某一时刻可能存在较大差异,但平均差异较小,使得整体飞行过程不会因为气动误差产生不良影响。

4 结论

为了比较设计采用的气动参数与实际飞行试验中的气动情况的差异,研究了 2 种气动参数辨识方法的原理,分别为理论计算和增广的扩展卡尔曼滤波算法。并通过对实测数据的仿真辨识,得出以下结论:

- 1) 实际辨识的平均阻力系数大于设计用的阻力系数,这与实际飞行速度略小于预期的试验现象相符;
- 2) 增广的扩展卡尔曼滤波法有效滤除了辨识结果的部分高频振荡,降低了噪声对结果的干扰。

综上所述,增广的扩展卡尔曼滤波法优于理论计算,其考虑了测量和系统误差,有效滤除了辨识结果的部分高频振荡,更适用于工程上进行气动参数的辨识。此外通过辨识,得到实际的气动系数与设计值还存在一定的差异的结果,为后期进一步改进和优化设计值提供了依据。

参考文献:

- [1] 刘星宇,王育平,付琳. 民用飞机纵向气动参数辨识研究[J]. 科技创新导报, 2013(12):61-62. (LIU Xingyu, WANG Yuping, FU Lin. Longitudinal aerodynamic parameter identification for civil airplane[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2013(12):61-62.)
- [2] 李正楠,汪沛,李国辉,等. 基于卡尔曼滤波最大似然参数估计的气动参数辨识[J]. 四川兵工学报, 2013,34(6):150-152. (LI Zhengnan, WANG Pei, LI Guohui, et al. Aerodynamic parameter identification based on Kalman filtering and maximum likelihood parameter estimation[J]. Sichuan Ordnance Journal, 2013,34(6):150-152.)
- [3] 钱杏芳,林瑞雄,赵亚男. 导弹飞行力学[M]. 北京:北京理工大学出版社, 2012. (QIAN Xingfang, LIN Ruixiong, ZHAO Yanan. The Flight Mechanics of Missile[M]. Beijing:Beijing Institute of Technology Press, 2012.)
- [4] 王慧南. GPS 导航原理与应用[M]. 北京:科学出版社, 2010. (WANG Huinan. Principles and Applications of GPS Navigation[M]. Beijing:Science Press, 2010.)