基于贝叶斯估计理论的再入飞行器气动辨识方法

颜楚雄*, 童轶男, 宋加洪, 卢宝刚, 吴乔

北京航天长征飞行器研究所, 北京 100076

*联系人, E-mail: yanchuxiong4@163.com

收稿日期: 2021-04-05; 接受日期: 2021-06-21; 网络出版日期: 2021-09-17

摘要 当再入飞行器进行大幅机动或大攻角飞行时, 常用于配平情况下小幅机动的气动辨识方法将不再适用. 为解决上述问题, 本文首先针对目标区间, 利用原始气动数据库建立先验气动模型并估计得到模型参数作为先验信息. 然后, 为获得更准确的参数估计值, 提出应用贝叶斯估计理论将气动数据库数据与多次飞行试验数据同时用于辨识的方法, 得到融合了飞行试验信息与先验信息的最优参数估计, 进而完成对气动模型的更新. 本文还提出利用傅里叶平滑分析的方法对含有噪声的数据进行平滑, 以避免测量噪声影响. 采用上述方法对再入飞行器试验数据进行气动辨识, 辨识结果表明该方法得到的气动系数能够较好地反映再入飞行器大幅机动条件下的气动特性, 且具有良好的气动特性预测能力.

关键词 参数辨识, 气动模型, 贝叶斯估计, 数据平滑

PACS: 02.30.Zz, 47.20.Ky, 47.40.Ki, 02.50.Cw, 46.80.+j

1 引言

准确的气动数据对于再入飞行器高性能、强鲁棒的控制系统设计起着至关重要的作用^[1]. 目前常用的飞行器参数辨识方法主要是针对线性模型以及配平状态的小幅激励下的气动特性而提出的^[2-4]. 而且, 在对配平状态下的气动特性进行辨识时, 通常会在辨识前进行机动动作的设计, 以保证飞行器模态得到充分激励, 使测量数据中最大化地包含待估计参数的信息量, 提高待估计参数的准确性^[5]. 然而, 对再入飞行器这一类一次性使用飞行器进行气动辨识时, 往往不能保持平衡状态并施加所需激励, 其原因如下.

一方面, 当针对飞机等可重复使用的飞行器进行气动辨识工作时, 它能够在感兴趣的特征点保持需要的飞行状态, 施加理想激励, 反复进行试验, 直到获得准确的气动模型^[6]. 然而, 对于再入飞行器这一类一次性使用的飞行器而言, 气动辨识往往不是飞行试验的主要任务. 在这种情况下, 飞行器输入设计由于飞行任务或者试验费用的限制而无法进行^[7]. 因此, 从这些飞行试验中得到准确的气动模型和参数估计将十分困难.

另一方面, 当飞行器进行包含大攻角、大侧滑等大幅机动飞行时, 其状态难以保持. 而且再入机动飞行时也不仅仅是在单一平面内或者保持攻角恒定运

引用格式: 颜楚雄, 童轶男, 宋加洪, 等. 基于贝叶斯估计理论的再入飞行器气动辨识方法. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2021, 51: 104705
Yan C X, Tong Y N, Song J H, et al. Aerodynamic identification method of maneuverable vehicles based on the Bayes estimation theorem (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2021, 51: 104705, doi: [10.1360/SSPMA-2021-0103](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2021-0103)

动, 而是在进行纵向运动的同时伴随横向运动. 此时, 常用的线性模型将不再适用^[8], 数据中的信息量也很难支撑复杂模型的参数辨识.

面对这些问题, 文献[9]提出了根据攻角范围进行数据分区的方法, 认为在较小的区间内, 可忽略某些变量的变化对气动特性的影响, 由此简化模型建立. 随后, 文献[10]又提出了对飞行试验数据进行多重分区的方法, 将整个区间细分后以减弱区间的全局非线性并且提出了泰勒级数形式的通用模型. 文献[11]针对同一状态多次试验的辨识结果差异较大时, 提出了将多发弹联合辨识气动参数的方法. 文献[12]在原有气动数据的基础上, 利用飞行试验数据辨识增量形式的气动模型, 使得修正后的气动数据更加准确与全面. 文献[13]又进一步拓展了该思路的频域方法.

上述文献仅针对飞行试验数据进行辨识, 而未充分利用已知的大量原始气动数据库数据. 实际上, 尽管可能存在偏差, 但原始气动数据库依然能够反映气动特性变化规律, 且相较于单次飞行试验, 其数据覆盖范围更广. 同时, 将多组飞行试验数据一起用于气动辨识, 使用于辨识的数据含有更多的信息量, 提高参数辨识的准确度. 因此, 本文首先针对含有测量噪声的飞行试验数据, 提出了傅里叶平滑方法以降低噪声对辨识的影响. 然后, 利用原始气动数据库数据建立先验气动模型和先验参数信息. 随后采用贝叶斯估计理论, 将飞行试验数据与气动数据库数据进行融合, 并且为了提高估计值准确性, 将多次飞行试验数据放到一起辨识, 得到融合了先验信息与飞行试验信息的参数估计值, 最终得到更新后的基于贝叶斯理论的融合模型.

2 最小二乘法与逐步回归法

机动飞行器的模型参数估计采用最小二乘法. 在随机噪声环境下, 最小二乘法是一种无偏估计. 同时, 该方法能够较为方便地利用多组机动飞行试验数据进行气动参数的辨识^[14].

考虑气动模型

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{0} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (1)$$

其中, $\mathbf{y} = [y(1) y(2) \cdots y(n)]^T$ 是一个 $n \times 1$ 的独立向量, 通常是无量纲的气动力系数或者气动力矩系数; $\mathbf{0} =$

$[\theta_1 \theta_2 \cdots \theta_m]^T$ 是 $m \times 1$ 的待辨识参数向量; $\mathbf{X} = [x_1 x_2 \cdots x_m]$ 是 $n \times m$ 的多项式矩阵, 为常量、状态变量、控制变量以及它们的组合等; $\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon(1) \varepsilon(2) \cdots \varepsilon(n)]^T$ 是 $n \times 1$ 的测量误差向量, 通常假设其为零均值的白噪声序列, 即 $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{0}$ 并且 $E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T) = \sigma^2 \mathbf{I}$.

对待辨识参数 $\theta_j, j = 1, 2, \dots, n$ 的求解就是使得测量数据 y 与估计值 $\hat{y}$ 的残差平方和最小, 即令式(2)最小:

$$J(\mathbf{0}) = \frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{0})^T(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{0}), \quad (2)$$

使式(2)函数值最小的参数估计量 $\hat{\mathbf{0}}$ 需要满足

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{0}} = -\mathbf{X}^T \mathbf{y} + \mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\mathbf{0}} = 0. \quad (3)$$

求解上式, 可得参数的最小二乘估计为

$$\hat{\mathbf{0}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}. \quad (4)$$

此时, $\mathbf{y}$ 的最优估计值 $\hat{\mathbf{y}}$ 为

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X}\hat{\mathbf{0}}. \quad (5)$$

参数估计值 $\hat{\mathbf{0}}$ 的协方差矩阵, 可以表示为

$$\text{Cov}(\hat{\mathbf{0}}) = E[(\hat{\mathbf{0}} - \mathbf{0})(\hat{\mathbf{0}} - \mathbf{0})^T] = \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}, \quad (6)$$

式中, σ^2 可由下式求得

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon}}{(n - n_p)} = \frac{\sum_{i=1}^n [y(i) - \hat{y}(i)]^2}{(n - n_p)}, \quad (7)$$

式中, n_p 为待辨识参数的个数.

为能够应用最小二乘法辨识气动参数, 需要建立能够反映气动特性的气动模型. 本文采用逐步回归法, 利用原始气动数据库确定气动模型. 尽管气动数据库未必能完全准确地反映飞行器的气动特性, 但是其反映的气动规律基本与飞行试验结果一致, 因此利用气动数据库建立气动模型是可行的.

逐步回归法^[15]是通过对待选变量作偏 F 检验, 依据偏 F 值(变量的显著性效果)增减模型中的变量, 即将具有显著性的变量选入模型, 将模型中显著性差的变量剔除, 从而确定最终的模型, 其具体操作步骤如下.

(1) 建立气动模型的候选变量集, 其中各候选变量是由飞行器的状态变量、控制变量以及它们的组合而

构成的; 预先给定 F_{in} 与 F_{out} , 作为进入与剔除候选变量的参考值, 且 $F_{in} \geq F_{out}$.

(2) 计算所有候选变量的偏 F 值, 选择最大的检验值 F_i . 如果 $F_i \geq F_{in}$, 则将变量加入模型; 若 $F_i \leq F_{in}$, 则说明没有变量满足加入模型的条件.

(3) 在候选变量加入模型后, 计算模型中所有变量的偏 F 值, 选择最小的检验值 F_i . 若 $F_i \leq F_{out}$, 则从模型中剔除该项; 若 $F_i \geq F_{out}$, 则说明模型中现有变量无需从中剔除.

(4) 重复步骤(2)与(3)直到剩余的候选变量都满足 $F_i \leq F_{in}$ 且模型中各变量都满足 $F_i \leq F_{out}$.

对于每一个候选变量, 其偏 F 值都可由下式计算得到

$$F_i = \frac{\Delta R_i^2}{(1-R^2)/(n-p-1)} = \frac{R^2 - R_i^2}{(1-R^2)/(n-p-1)}, \quad (8)$$

其中, R^2 为模型中拥有总共 p 个变量时的决定系数, R_i^2 为把第 i 个回归变量从 p 项剔除时的决定系数.

综上, 通过逐步回归法, 可以建立起基于地面气动数据库的气动模型.

3 基于贝叶斯估计的参数辨识

贝叶斯估计理论在对统计问题进行统计推断时利用了先验信息, 同时结合观测量, 进而判断后验概率, 后验概率又被称作条件概率, 即参数变量 θ 在观测值条件 z 下的概率密度, 其表达式 $p(\theta|z)$ 如下:

$$p(\theta|z) = \frac{p(z|\theta)p(\theta)}{p(z)}, \quad (9)$$

其中, $p(z|\theta)$ 为条件概率, $p(\theta)$ 为先验概率, $p(z)$ 表示观测样本的概率密度函数.

由式(9)可知, 求解参数变量 θ 就是求解使条件概率密度 $p(\theta|z)$ 最大的估计值 $\hat{\theta}$.

假设待辨识参数 θ 以及随机变量 v 相互独立且服从高斯分布, 其均值和协方差矩阵为

$$E(\theta) = \theta_p, \quad \text{Cov}(\theta) = \Sigma_p, \quad (10)$$

$$E(v) = 0, \quad \text{Cov}(v) = R = \sigma^2 I, \quad (11)$$

那么, 在这种假设下,

$$p(\theta) = \left[(2\pi)^{n_p} |\Sigma_p| \right]^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} (\theta - \theta_p)^T \Sigma_p^{-1} (\theta - \theta_p) \right]. \quad (12)$$

对气动模型而言, $p(z|\theta)$ 可以写为

$$p(z|\theta) = \left[(2\pi)^N |R| \right]^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} (z - H\theta)^T R^{-1} (z - H\theta) \right]. \quad (13)$$

由此, 可以得到概率密度函数 $p(\theta|z)$:

$$p(\theta|z) = \left[\frac{1}{p(z)} \right] \left[(2\pi)^{N+n_p} |R| |\Sigma_p| \right]^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} (z - H\theta)^T R^{-1} (z - H\theta) - \frac{1}{2} (\theta - \theta_p)^T \Sigma_p^{-1} (\theta - \theta_p) \right]. \quad (14)$$

因此, 待辨识参数的估计值为

$$\hat{\theta} = \max_{\theta} p(\theta|z). \quad (15)$$

$p(z)$ 不依赖于参数 θ , 对式(14)的估计不产生影响, 同时, 忽略常值项, 则代价函数可以表示为

$$\begin{aligned} J(\theta) &= \frac{1}{2} (z - H\theta)^T R^{-1} (z - H\theta) \\ &\quad + \frac{1}{2} (\theta - \theta_p)^T \Sigma_p^{-1} (\theta - \theta_p) \\ &= \frac{1}{2\sigma^2} (z - H\theta)^T (z - H\theta) \\ &\quad + \frac{1}{2} (\theta - \theta_p)^T \Sigma_p^{-1} (\theta - \theta_p), \end{aligned} \quad (16)$$

式中, θ_p 为从先验模型得到的气动参数, Σ_p^{-1} 为其相应的协方差矩阵.

因此, 对于 θ 的估计就可以转化为求解 θ 使其满足式(16)最小. 通过对上式求导, 可以得到待辨识参数 θ 的估计值为

$$\hat{\theta} = \left[(X^T X) / \sigma^2 + \Sigma_p^{-1} \right]^{-1} \left[(X^T z) / \sigma^2 + \Sigma_p^{-1} \theta_p \right], \quad (17)$$

式中的协方差 σ^2 可以由式(7)利用飞行试验数据估计得到, 即 $\hat{\sigma}^2$.

从而, 待辨识参数的协方差矩阵是

$$\text{Cov}(\hat{\theta}) = \left[(X^T X) / \hat{\sigma}^2 + \Sigma_p^{-1} \right]^{-1}. \quad (18)$$

式(18)展示了基于气动数据库的先验模型信息以及通

过飞行试验数据获取的参数信息的融合方法. 它通过先验模型逆协方差矩阵 Σ_p^{-1} 以及飞行试验数据 $(\mathbf{X}^T \mathbf{X}) / \sigma^2$ 来融合两种不同来源的辨识参数. 当先验模型的某个待辨识参数精度较高, 即该参数方差较小, 那么参数估计将更多地包含基于气动数据库的先验模型信息; 如果某个参数的 $(\mathbf{X}^T \mathbf{X}) / \sigma^2$ 量较小, 那么参数估计将更接近飞行试验数据辨识结果.

上述方法利用了贝叶斯估计理论, 将基于气动数据库的先验模型信息以及基于飞行试验数据所包含的信息都在参数辨识时体现了出来, 能够一次性获得多个参数统计学原则上的融合估计, 最终完成模型参数的更新.

4 傅里叶平滑方法

再入飞行器的气动系数无法通过飞行试验直接测量得到, 只能通过飞行器上不同传感器测量的飞行试验数据(如飞行速度、过载以及角速度等)间接计算得到. 飞行器气动系数可由式(19)计算得到.

$$\begin{cases} C_A = \frac{-mg_0 n_{x1}}{q_\infty S}, \\ C_N = \frac{mg_0 n_{y1}}{q_\infty S}, \\ C_Z = \frac{mg_0 n_{z1}}{q_\infty S}, \\ C_{mx} = \frac{\begin{bmatrix} \dot{\omega}_{x1} J_{x1} - (J_{y1} - J_{z1}) \omega_{y1} \omega_{z1} \\ -(\omega_{x1} \omega_{z1} - \dot{\omega}_{y1}) J_{x1 y1} \end{bmatrix}}{q_\infty S l}, \\ C_{my} = \frac{\begin{bmatrix} \dot{\omega}_{y1} J_{y1} - (J_{z1} - J_{x1}) \omega_{x1} \omega_{z1} \\ +(\omega_{y1} \omega_{z1} + \dot{\omega}_{x1}) J_{x1 y1} \end{bmatrix}}{q_\infty S l}, \\ C_{mz} = \frac{\begin{bmatrix} \dot{\omega}_{z1} J_{z1} - (J_{x1} - J_{y1}) \omega_{x1} \omega_{y1} \\ -(\omega_{x1}^2 - \omega_{y1}^2) J_{x1 y1} \end{bmatrix}}{q_\infty S l}, \end{cases} \quad (19)$$

式中, C_A , C_N 和 C_Z 分别为轴向力系数、法向力系数和侧向力系数; C_{mx} , C_{my} 和 C_{mz} 分别为滚转力矩系数、偏航力矩系数和俯仰力矩系数; n_{x1} , n_{y1} 和 n_{z1} 为沿体轴方向的三个过载; ω_{x1} , ω_{y1} 和 ω_{z1} 为沿体轴方向的三个角速度; m 为飞行器质量, J_{x1} , J_{y1} 和 J_{z1} 为转动惯量, $J_{x1 y1}$ 为惯性积, S 为参考面积, q_∞ 为动压, g_0 为重力加速度.

式(19)中三个过载和三个角速度由飞行试验所测得且包含了大量的噪声, 系统的真实输出可能被测量噪声所掩盖, 直接使用将会影响气动辨识的准确性. 为了提高辨识精度, 对飞行试验数据进行平滑处理, 将真实的信号从含有噪声的数据中剥离出来. 另外, 对于真实飞行的试验, 式(19)中的角加速度数据通常是难以直接测量的, 需要利用平滑后的角速度微分得到. 若无法有效处理角速度测量数据中的噪声, 其微分后将会进一步放大噪声, 进而影响辨识的准确性.

为此, 本文采用傅里叶平滑方法对含有噪声的测量数据进行处理. 相较于多项式平滑方法^[16]以及卡尔曼滤波方法^[17], 该方法在处理实测数据时, 无需先验知识, 进行一次处理即可完成对所有测量数据的处理, 方法简单且处理后的数据光滑.

设有等距采样点 $t_0, t_1, \dots, t_{n-1}$, 对应的值为 $y_0, y_1, \dots, y_{n-1}$. 对该数据进行线性变换, 使第1和第 $n-1$ 个采样点的值均等于0, 为此定义

$$\begin{cases} g_i = y_i - y_0 - i \frac{y_{n-1} - y_0}{n-1}, & i = 0, 1, \dots, n-1, \\ g_{-i} = -g_i, & i = 0, 1, \dots, n-1. \end{cases} \quad (20)$$

向量 $\mathbf{g} = (g_{-n+1}, g_{-n+2}, \dots, g_{-1}, g_0, g_1, \dots, g_{n-1})^T$ 是连续的奇函数. 其Fourier正弦级数的系数为

$$b_k = \frac{2}{n-1} \sum_{i=1}^{n-2} g_i \sin \left[k \pi \frac{i}{n-1} \right], \quad k = 1, 2, \dots, n-1. \quad (21)$$

截止频率 f_c 对应的指标 k_c 为

$$k_c = 2(n-1) \Delta t f_c. \quad (22)$$

构造最优Fourier平滑器为

$$\varphi_k = \frac{1}{1 + (k/k_c)^2}. \quad (23)$$

于是, g_i 的平滑值和微分平滑值为

$$\begin{cases} \hat{g}_i = \sum_{k=1}^{n-1} \varphi_k b_k \sin \left(k \pi \frac{i}{n-1} \right), & i = 0, 1, \dots, n-1, \\ \hat{\dot{g}}_i = \sum_{k=1}^{n-1} \varphi_k b_k \frac{k \pi}{n-1} \cos \left(k \pi \frac{i}{n-1} \right), & i = 0, 1, \dots, n-1. \end{cases} \quad (24)$$

从而, y_i 的平滑值和微分平滑值为

$$\begin{cases} \hat{y}_i = \hat{g}_i + y_0 + i \frac{y_{n-1} - y_0}{n-1}, & i = 0, 1, \dots, n-1, \\ \hat{y}_i = \hat{g}_i + \frac{y_{n-1} - y_1}{n-1}, & i = 0, 1, \dots, n-1. \end{cases} \quad (25)$$

5 气动参数辨识

再入机动飞行器在末端飞行过程中, 采用锥形机动进行减速, 会出现大攻角与大侧滑角交替变化的情况. 对这段飞行历程进行气动特性辨识, 正是一种针对大幅机动且横纵向运动耦合情况的气动辨识.

5.1 飞行试验测量数据平滑

首先利用傅里叶平滑方法对飞行试验数据进行平滑. 在此, 以某次飞行试验的法向过载为例进行平滑. 图1显示了直接获得的飞行器法向过载测量值与平滑值. 从图中可以看出, 飞行试验数据中含有大量测量噪声, 通过傅里叶平滑方法能够有效地将噪声去除; 平滑后的数据光滑且能够保留原有飞行器自身响应. 在平滑过程中, 根据飞行器与噪声特性, 式(22)中的截止频率 f_c 选为3 Hz, 其傅里叶正弦级数系数如图2所示. 该平滑方法通过摒弃截止频率以上的高频噪声, 使得飞行器自身响应与噪声有效分离.

5.2 飞行试验状态选取

针对大攻角与大侧滑交替变化的大幅机动运动状态, 本文选取的飞行试验状态为马赫数范围在2~3之间. 图3与4显示了3次对应状态下的飞行试验情况. 从图中可以看出, 飞行器没有施加常用辨识方法所需要的舵偏激励, 而且飞行状态变化存在某些状态未被完全覆盖, 直接对其辨识将会产生较大误差.

5.3 基于贝叶斯估计理论的气动辨识

图3和4同时确定了状态变量区间, 即 $\alpha \in [-20, 20]$, $\beta \in [-20, 20]$, $\delta \in [-15, 15]$. 该区间即为应用原始气动数据库建立模型的范围.

针对上述飞行状态范围, 首先由原始气动数据库建立气动模型并确定模型参数. 原始气动数据库由风洞试验和理论计算得到, 通常为数据表的形式. 针对 $Ma \in [2, 3]$ 的范围内, 气动数据由不同节点插值得到, 各节点包括攻角、侧滑角、马赫数以及舵偏角等

图1 (网络版彩图)飞行器法向过载
Figure 1 (Color online) The vertical overload of the vehicle.

图2 (网络版彩图)测量值的傅里叶正弦级数系数
Figure 2 (Color online) Fourier sine series coefficients for measured values.

状态变量. 气动模型由逐步回归法确定, 各待辨识气动模型参数由最小二乘法计算得到. 在气动模型建立时, 所需要的候选模型集由攻角、侧滑角、马赫数以及舵偏角等状态变量及它们的组合而形成. 其组合形式的最高阶次不超过4. 通过原始气动数据库的数据, 能够辨识得到六分量气动系数的模型结构、模型参数以及标准差.

本文以法向力系数检验方法的有效性. 针对原始气动数据库得到的法向力系数 C_N 的气动模型结果如式(26)所示:

$$\begin{aligned} C_N = & C_N^\alpha \cdot \alpha + C_N^\delta \cdot \delta + C_N^{Ma} \cdot Ma + C_N^\beta \cdot \beta \\ & + C_N^{\alpha Ma} \cdot \alpha Ma + C_N^{\alpha \delta} \cdot \alpha \delta + C_N^{\alpha \beta} \cdot \alpha \beta \\ & + C_N^{\alpha^3} \cdot \alpha^3 + C_N^{\alpha^2 Ma} \cdot \alpha^2 Ma + C_N^{\alpha \beta^2} \cdot \alpha \beta^2, \end{aligned} \quad (26)$$

图 3 攻角与侧滑角变化情况. (a) 试验一; (b) 试验二; (c) 试验三

Figure 3 The variation of the angle of attack and the sideslip. (a) The first test; (b) the second test; (c) the third test.

图 4 飞行器舵偏变化情况. (a) 试验一; (b) 试验二; (c) 试验三

Figure 4 The variation of the rudder. (a) The first test; (b) the second test; (c) the third test.

式中, α 为攻角, β 为侧滑角, δ 为俯仰舵偏角, Ma 为马赫数, $C_N^{(i)}$ 为待辨识气动参数, 各参数结果如表 1 第二列所

表 1 参数辨识结果

Table 1 The identified parameters

气动参数	气动数据库 (方差)	本文所提方法 (方差)
C_N^α	3.5172 (3.29×10^{-3})	3.2642 (7.19×10^{-4})
C_N^δ	0.5135 (2.11×10^{-4})	0.8481 (1.50×10^{-4})
C_N^{Ma}	0.0042 (3.79×10^{-6})	0.0096 (4.87×10^{-7})
C_N^β	0.0263 (3.30×10^{-4})	0.1617 (4.52×10^{-5})
$C_N^{\alpha Ma}$	11.3617 (3.23×10^{-1})	7.2960 (2.82×10^{-2})
$C_N^{\alpha \delta}$	0.0736 (1.92×10^{-3})	0.4005 (9.33×10^{-5})
$C_N^{\alpha \beta}$	-0.1995 (4.63×10^{-3})	-2.1846 (3.30×10^{-3})
$C_N^{\alpha^3}$	1.2549 (3.82×10^{-2})	0.2946 (2.00×10^{-3})
$C_N^{\alpha^2 Ma}$	-0.9767 (1.83×10^{-2})	-1.0940 (4.26×10^{-4})
$C_N^{\alpha \beta^2}$	2.5484 (2.52×10^{-1})	6.0974 (3.74×10^{-2})

示. 该结果即为基于贝叶斯估计的气动辨识方法所需的先验信息.

随后, 应用贝叶斯估计理论将原始气动参数与由飞行试验得到的气动参数相融合, 计算得到新的模型参数与方差(如表 1 第三列), 这样就完成了基于贝叶斯估计理论的模型更新.

从表 1 中可以看出, 融合了先验信息以及飞行试验信息的参数值方差都有所降低, 说明本文所提方法能够提高参数辨识的精度.

图 5~7 给出了 3 次不同飞行状态下飞行试验数据与更新后的模型、原始气动模型的对比结果. 其中, 试验数据为每次飞行试验数据的实测数据, 更新后模型给出的是在融合了气动数据库与飞行试验信息的法向力系数, 原始气动模型给出的是由原始气动数据库生成的模型得到的法向力系数. 从图中可以看出, 直接由原始气动模型获得的法向力系数与飞行试验数据存在较大误差. 而由贝叶斯融合模型得到的数据曲线与飞行试验数据曲线吻合地较好, 能够更好地反映气动特性. 针对 3 次不同飞行试验, 贝叶斯融合模型得到的气动数据与飞行试验数据最大误差分别为 0.3667,

图 5 试验一的法向力系数对比情况. (a) 试验数据与更新后模型; (b) 试验数据与原始气动模型

Figure 5 The comparison of vertical force coefficient in the first test. (a) The test data and the updated model; (b) the test data and the original aerodynamic model.

图 6 试验二的法向力系数对比情况. (a) 试验数据与更新后模型; (b) 试验数据与原始气动模型

Figure 6 The comparison of vertical force coefficient in the second test. (a) The test data and the updated model; (b) the test data and the original aerodynamic model.

0.3815, 0.3074, 而原始气动模型最大误差则达到 0.4644, 0.7490, 0.3405. 这进一步说明了利用贝叶斯方法更新模型后可减小与飞行试验数据的误差, 提高模型在气动特性预测时的准确性.

为进一步检验更新后气动模型的预测能力, 对一次未参与辨识的飞行试验数据进行分析与对比, 其飞行状态如图8所示. 从图中可以看出, 飞行状态都处在模型所覆盖的区间内, 可以应用更新后的模型对气动系数进行预测.

图9显示了更新后模型和原气动模型对该次飞行试验法向力系数的预测, 并与飞行试验实测数据进行了对比. 由图可知, 相较于直接从原始气动模型获得的数据, 更新后模型的法向力系数与飞行试验数据吻合得更好. 图10给出了两种模型预测误差对比曲线.

图 7 试验三的法向力系数对比情况. (a) 试验数据与更新后模型; (b) 试验数据与原始气动模型

Figure 7 The comparison of vertical force coefficient in the third test. (a) The test data and the updated model; (b) the test data and the original aerodynamic model.

图 8 试验四的飞行状态变化. (a) 攻角与侧滑角; (b) 舵偏角

Figure 8 The variation of the flight states in the fourth test. (a) Angle of attack and sideslip; (b) the rudder angle.

图 9 试验四的法向力系数对比情况. (a) 试验数据与更新后模型; (b) 试验数据与原始气动模型

Figure 9 The comparison of vertical force coefficient in the forth test. (a) The test data and the updated model; (b) the test data and the original aerodynamic model.

更新后模型预测误差远小于原始气动模型, 更新后模型得到的气动数据与飞行试验数据最大误差为0.1966, 而原始气动模型最大误差则达到0.5024. 这说明融合了气动数据库数据与飞行试验数据的气动模型对飞行试验的气动特性具有误差良好的预测效果.

6 结论

本文针对再入飞行器大攻角和大侧滑交替变化的大幅机动运动, 开展了基于贝叶斯估计理论的机动飞行器气动辨识方法研究.

图 10 试验四的法向力系数误差

Figure 10 The error of the vertical force coefficient in the fourth test.

(1) 对飞行试验数据的平滑结果表明, 利用傅里叶平滑方法能够对数据中的测量噪声有效去除, 为气动辨识提供了较为准确的测量数据.

(2) 通过对原始气动数据库进行建模与参数估计, 能够为气动辨识提供先验信息, 使目标区间所包含的气动特性信息更加丰富, 有利于提高辨识准确性.

(3) 为提高辨识准确性, 将多组试验数据加入辨识并利用贝叶斯估计理论对待辨识参数进行融合估计, 完成对气动模型的更新. 结果表明, 较原始气动数据库数据, 更新后模型得到的气动系数与飞行试验数据曲线吻合更好, 该模型能够较好地反映再入飞行器气动特性.

(4) 对一次未参与辨识的气动数据进行预测, 结果表明, 更新后的气动模型具有较好的预测能力, 该模型在目标区间内能够充分反映飞行器气动特性, 可以为后续的系统设计提供可靠依据.

参考文献

- 1 Jategaonkar R V. Flight Vehicle System Identification: A Time Domain Methodology. Reston: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2006
- 2 Cai J S. Aircraft System Identification (in Chinese). Beijing: National Defense Industry Press, 2003 [蔡金狮. 飞行器系统辨识学. 北京: 国防工业出版社, 2003]
- 3 Morelli E A, Derry S D, Smith M S. Aerodynamic parameter estimation for the X-43A (Hyper-X) from flight data. In: Proceedings of the AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference and Exhibit. Reston: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2005. 1-14
- 4 Hoffer N V, Coopmans C, Jensen A M, et al. A survey and categorization of small low-cost unmanned aerial vehicle system identification. J Intell Robot Syst, 2014, 74: 129-145
- 5 Klein V, Morelli E A. Aircraft System Identification: Theory and Practice. Reston: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2006
- 6 Bayoğlu T, Nalci M O, Kutay A T. Aerodynamic parameter estimation of a supersonic air to air missile with rapid speed variation. In: Proceedings

- of the AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference Grapevine. Grapevine: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2017. 1–22
- 7 Kutluay U, Mahmutyazicioglu G, Platin B. An application of equation error method to aerodynamic model identification and parameter estimation of a gliding flight vehicle. In: Proceedings of the AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference. Chicago: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2009. 1–17
 - 8 Vefa Yavuztürk N, Eren T, Yigit Y. Flight test maneuver design and aerodynamic parameter estimation for single use autonomous gliding air vehicles. In: Proceedings of the AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference Grapevine. Texas: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2017. 1–12
 - 9 Parameswaran V, Girija G, Raol J R. Estimation of parameters from large amplitude maneuvers with partitioned data for aircraft. In: Proceedings of the AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference and Exhibit. Austin, 2003
 - 10 Hu S, Zhu J H. Multiple partitioning of flight data for manoeuvrable aircraft aerodynamic modeling and parameter estimation (in Chinese). *Control Theory Appl*, 2016, 33: 1289–1295 [胡爽, 朱纪洪. 基于飞行数据多重分区的高机动飞机气动建模及参数辨识. *控制理论与应用*, 2016, 33: 1289–1295]
 - 11 Liu Y, Chang S J, Wei W. Research on combined aerodynamic parameters identification using flight data of multiple projectiles (in Chinese). *Acta Armament*, 2020, 41: 890–901 [刘洋, 常思江, 魏伟. 多发弹气动参数联合辨识方法研究. *兵工学报*, 2020, 41: 890–901]
 - 12 Brian G, Morelli E A. Rapid automated aircraft simulation model updating from flight data. In: Proceedings of the Fourteenth Australian International Aerospace Congress. Melbourne: Engineer Australia and the Royal Aeronautical Society, 2011
 - 13 Morelli E A, Cooper J K. Frequency-domain method for automated simulation updates based on flight data. In: Proceedings of the AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference. National Harbor, 2014. 1–26
 - 14 Morelli E A. Practical aspects of the equation-error method for aircraft parameter estimation. In: Proceedings of the AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference. Keystone, 2006
 - 15 Zhou H Y, Zhou M, Li W G, et al. *Mathematical Statistics* (in Chinese). Beijing: Beihang University Press, 2016 [周海燕, 周梦, 李卫国, 等. *数理统计*. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2016]
 - 16 Yang M, Wang Q, He K L. UAV flight test parameter identification research (in Chinese). *Flight Dyn*, 2017, 35: 77–80 [杨媚, 王启, 何康乐. 无人机飞行试验参数辨识研究. *飞行力学*, 2017, 35: 77–80]
 - 17 Cui N G, Lu B G, Fu Y, et al. Aerodynamic parameter identification of a reentry vehicle based on Kalman filter method (in Chinese). *J Chin Inertial Tech*, 2014, 22: 755–758 [崔乃刚, 卢宝刚, 傅瑜, 等. 基于卡尔曼滤波的再入飞行器气动参数辨识. *中国惯性技术学报*, 2014, 22: 755–758]

Aerodynamic identification method of maneuverable vehicles based on the Bayes estimation theorem

YAN ChuXiong^{*}, TONG YiNan, SONG JiaHong, LU BaoGang & WU Qiao

Beijing Institute of Space Long March Vehicle, Beijing 100076, China

When a re-entry vehicle executes a large-amplitude maneuver, the aerodynamic identification method of small-amplitude maneuvers under the trim condition is inapplicable. To solve the large-amplitude problem, a priori aerodynamic model of the target interval is built using the original aerodynamic database, and its estimated parameters provide a priori information. To accurately estimate the parameters, the aerodynamic identification method applies the Bayes estimation theorem on data from the aerodynamic database and multiple flight tests. The optimal parameters can be obtained by combining the prior information with flight test information. The aerodynamic model is then updated. To avoid the effect of measurement noise, the noisy data are smoothed using the Fourier smoothing method. When the aerodynamic characteristics are determined from flight tests of the re-entry vehicle by using the above method, the results indicate that the aerodynamic coefficient well describes the aerodynamic characteristic of large-amplitude maneuvers, demonstrating the high aerodynamic-prediction capacity of this model.

parameter identification, aerodynamic model, Bayes estimation theorem, data smooth

PACS: 02.30.Zz, 47.20.Ky, 47.40.Ki, 02.50.Cw, 46.80.+j

doi: [10.1360/SSPMA-2021-0103](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2021-0103)