

文章编号: 1001-0920(2004)04-0437-04

飞机极曲线模型和参数鲁棒辨识方法

史 忠 科

(西北工业大学 自动控制系, 陕西 西安 710072)

摘 要: 为了有效地确定飞机极曲线, 提出一种鲁棒选择模型的新方法。通过分析数据矩阵模型判定方法, 采用 $U-D$ 分解以避免行列式的复杂计算, 从而成倍提高了计算效率。通过估计 D 阵元素的取值区间, 得到了观测量不确定部分带来的模型辨识判据的误差上下界, 依此将候选按照重要程度逐个选取。在加权最小二乘算法中, 采用下界不等式逼近, 得到了鲁棒辨识的新算法和收敛条件。对飞机极曲线的模型和参数进行辨识, 结果表明新方法可以得到工程上满意的效果。

关键词: 模型辨识; 参数估计; 鲁棒估计; 飞行试验

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Robust identification method for both model structures and parameters of aircraft lift-drag curves

SHI Zhong-ke

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China. E-mail: zkeshi@nwpu.edu.cn)

Abstract: To identify the model structure of aircraft lift-drag curves efficiently, a robust criterion for model structure selection is developed. By the analysis of model determination method of sample data matrix, a numerical excellent $U-D$ factorization is presented to avoid the computation of determinant values of two complex matrices. By estimating the values of matrix D , both the upper bound and the lower bound of the influence to model criterion caused by system uncertainty are described. The lower bound of uncertain parts generated by uncertain observation matrix is obtained. The model structure and parameter identification algorithms are proposed by means of the lower bound inequality approximation in the least square method. Applications to flight data processing for high performance aircraft show that the new method is efficient.

Key words: model identification; parameter estimation; robust estimation; flight test

1 引 言

极曲线反映了飞机最本质的特性, 是计算飞机各项性能指标的依据^[1-5]。极曲线相关性研究在航空预研与发展过程中起着非常重要的作用。1970 年以来, 美国、前苏联都建立了自己的相关性修正体系, 形成了一套完整的推力、阻力修正方法, 但需要投入大量的人力和物力。1990 年以后, 飞机机动能

力得到大大提高, 极曲线的飞行试验更加困难。因此, 美国等西方国家投入大量资金进行极曲线获取方法的研究, 部分成果已直接应用于现代战斗机的研制。中国的极曲线相关性研究工作开始于 1970 年, 但只限于小迎角线性范围。同时, 由于飞机升力与阻力直接相关, 而发动机推力测量不准确, 大大影响了研究结果的准确性。目前, 仍使用简化的理论计

收稿日期: 2003-04-21; 修回日期: 2003-06-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69925306); 航空科技基金资助项目(01D53010)。

作者简介: 史忠科(1956—), 男, 陕西岐山人, 教授, 博士生导师, 从事控制理论的研究

算来确定诱导阻力系数

综上所述,利用传统方法逐点地获得极曲线,不仅需要大量的飞机性能飞行试验,而且不可避免地在计算中引入不准确的发动机推力测量值^[5],所得极曲线的误差常常过大而不适于工程应用。为此,本文提出一种机动飞行试验的极曲线获取方法

2 问题描述

目前,通过飞行试验测量飞机极曲线的主要方法是推力测量法,即通过实测发动机推力,根据推/阻划分定义计算飞机极曲线。另外一种是非直接测量推力来获得飞机极曲线的方法

常用的极曲线计算公式为

$$\begin{cases} C_L = (n_y G g - P_T \sin \tau) / (0.5 S K p M^2), \\ C_D = (-P_T - n_x G g + P_T \cos \tau) / \\ (0.5 S K p M^2). \end{cases} \quad (1)$$

其中: C_L 和 C_D 分别为升力和阻力系数, n_x 和 n_y 分别为纵向和法向过载; τ 为发动机安装角, G 为飞机重量; S 为机翼面积, Kp 为增益系数, M 为马赫数, P_T 为发动机剩余推力, P_T 为发动机推力, g 为重力加速度

实际中,只有保证相似的飞行参数变化较小,才能保证试飞状态的相似。当飞机在垂直对称平面内进行机动飞行时,可以找到这样一个参考点,在该点上飞机的升力系数为零。因此试飞时主要采用垂直对称平面内的机动飞行,并且对动作的速率进行了严格的规定,以尽可能保证相似飞行参数不变,减少动态影响。根据飞机的纵向动力学方程,可获得一包含诱导阻力系数 A 值的表达式,即

$$g n_x G = P_T \cos \alpha - \frac{S}{2} K p M^2 C_{D0} - A \frac{S}{2} K p M^2 C_L^2 + G \Delta f_x(M, C_D, C_L). \quad (2)$$

其中: $\Delta f_x(M, C_D, C_L)$ 为不确定的未知函数, C_{D0} 为常数

由于推力的测量通常含有较大误差,使用式(1)和(2)计算飞机极曲线时常常不能达到工程精度要求。为此,在本项研究中采用了机动飞行试验及辨识方法提取飞机极曲线,而不需要测量飞机发动机推力

因为飞机升力、阻力及其他气动力模型中都含有非线性项,所以首先需要对模型结构进行辨识,然后进行参数辨识。这样,待辨识的状态方程可取为

$$\begin{aligned} \dot{u} = & -q w - g \sin \theta + A_0 + \\ & A_1 C_L^2 + \Delta f_x(M, C_D, C_L), \end{aligned} \quad (3a)$$

$$\begin{aligned} \dot{w} = & q u + g \cos \theta + C_{L0} + C_L^\alpha \alpha + \\ & C_L^\delta \delta_c + \Delta f_z(\alpha, \delta_c). \end{aligned} \quad (3b)$$

其中: u 和 w 分别为速度的纵向和法向分量; θ 为俯仰角; q 为俯仰角速度; δ_c 为升降舵偏角; C_{L0} , C_L^α , C_L^δ 为未知气动参数; $\Delta f_x(M, C_D, C_L)$ 和 $\Delta f_z(\alpha, \delta_c)$ 为模型的不确定项

观测量取空速 V_0 ,纵向和法向过载为 n_x 和 n_y 。

3 U-D 分解鲁棒模型辨识方法

飞机的非线性模型可以看作在线性基本模型的基础上扩展得到的,并可用模型统一描述为

$$\begin{cases} \dot{x} = A(\Theta_0)x + B(\Theta_0)u + \sum_{i=1}^m f_i(x)\theta, \\ y(k) = x(k) + \eta(k). \end{cases} \quad (4)$$

式中: x 为状态向量, Θ_0 为基本模型中的气动参数向量, u 为输入向量, $f_i(x)$ 为候选的非线性模型, θ 为候选模型的未知参数向量, $y(k)$ 表示离散时间测量向量, $\eta(k)$ 为测量的误差向量

为了有效地对飞机极曲线模型进行辨识,本文提出了以下的U-D分解数据矩阵鲁棒选择模型方法。在模型辨识中,将候选模型按照重要程度逐个确定某个 θ 对应项的选取与否。假定已经选入的模型对应的参数梯度矩阵为 $C_a(k) = C(k) + \Delta C(k)$,设

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} C(1) \\ C(2) \\ \vdots \\ C(N) \end{bmatrix}, \Delta A(C) = \begin{bmatrix} \Delta C(1) \\ \Delta C(2) \\ \vdots \\ \Delta C(N) \end{bmatrix}, \\ Q &= A^T A = U_A D_A U_A^T, \\ Q_a &= (A + \Delta A)^T (A + \Delta A) = \\ & U_A \Delta D_A \Delta U_A^T \end{aligned} \quad (5)$$

式中: U_A , $U_{A\Delta}$ 为单位上三角矩阵; D_A , $D_{A\Delta}$ 为对角阵

如果还需要选入某个 θ 所对应项的候选模型,则有

$$\begin{aligned} Q_{a\theta} &= \begin{bmatrix} (c + \Delta c)^T \\ (A + \Delta A)^T \end{bmatrix} [c + \Delta c \quad A + \Delta A] = \\ & \begin{bmatrix} 1 & U_{12\theta} \\ 0 & U_{A\Delta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\theta & 0 \\ 0 & D_{A\Delta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ U_{12\theta}^T & U_{A\Delta} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (6)$$

数据矩阵模型选择法通常用比值曲线来确定 θ 所对应项的选入与否,即

$$P_N = \det Q_a / \det Q_{a\theta} \quad (7)$$

采用式(7)判定候选模型时,需要计算两个行列式。由于式(5)右端含有未知量,本文作以下处理:

由式(5)和(6)可得

$$\begin{aligned}
 U_{12\theta} &= (c + \Delta c)^T (A + \Delta A) U_{A\Delta}^{-1} D_{A\Delta}^{-1}, \\
 d_{\theta} &= (c + \Delta c)^T [I - (A + \Delta A) Q_a^{-1} (A + \Delta A)^T] (c + \Delta c). \tag{8}
 \end{aligned}$$

根据式(5)和(8),可得

$$\begin{aligned}
 Q_a &= (A + \Delta A)^T (A + \Delta A) = \\
 &A^T A + A^T \Delta A + \Delta A^T A + A^T \Delta A, \\
 Q_a^{-1} &= Q^{-1} - \Delta Q^{-1}, \tag{9}
 \end{aligned}$$

式中

$$\begin{aligned}
 \Delta Q^{-1} &= Q^{-1} M (I + Q^{-1} M)^{-1} Q^{-1}, \\
 M &= A^T \Delta A + \Delta A^T A + A^T \Delta A.
 \end{aligned}$$

将式(9)代入(8),得

$$\begin{aligned}
 d_{\theta} &= c^T c + \Delta c^T \Delta c + c^T \Delta c + \Delta c^T c - \\
 &c^T A Q^{-1} A^T c - \{c^T A Q^{-1} \xi + \xi^T Q^{-1} A^T c + \\
 &\xi^T Q^{-1} \xi\} + \{c^T A \Delta Q^{-1} A^T c + c^T A \Delta Q^{-1} \xi + \\
 &\xi^T \Delta Q^{-1} A^T c + \xi^T \Delta Q^{-1} \xi\}, \tag{10}
 \end{aligned}$$

式中

$$\xi = A^T \Delta c + \Delta A^T c + \Delta A^T \Delta c$$

对于任意实数 $\lambda \mu > 0$, 有

$$\begin{aligned}
 (\lambda c + \lambda^{-1} \Delta c)^T (\lambda c + \lambda^{-1} \Delta c) &= 0, \\
 \{\mu c^T A + \mu^{-1} \xi^T\} (Q^{-1} - \Delta Q^{-1}) &\times \\
 (\mu A^T c + \mu^{-1} \xi) &= 0
 \end{aligned}$$

由式(10)可得

$$\begin{aligned}
 d_{\theta} &= (1 + \lambda^2) c^T c + (1 + \lambda^{-2}) \Delta c^T \Delta c - \\
 &(1 - \mu^2) c^T A Q_a^{-1} A^T c - (1 - \mu^{-2}) \xi^T Q_a^{-1} \xi, \tag{11}
 \end{aligned}$$

以及

$$\begin{aligned}
 d_{\theta} &= (1 - \lambda^2) c^T c + (1 - \lambda^{-2}) \Delta c^T \Delta c - \\
 &(1 + \mu^2) c^T A Q_a^{-1} A^T c - (1 + \mu^{-2}) \xi^T Q_a^{-1} \xi \tag{12}
 \end{aligned}$$

由式(8)可知

$$P_N = 1/d_{\theta} \tag{13}$$

因此 d_{θ} 的大小就成为新的 U-D 分解鲁棒模型选择判据 当给出 $\Delta c^T \Delta c$ 的最大最小值估计时, d_{θ} 的最大、最小值可分别由式(11)和(12)给出

4 参数鲁棒递推估计方法

在实际中, 测量误差向量 $\eta(k)$ 的分布及其统计特性很难准确知道, 因此参数梯度矩阵可表示为

$$\begin{aligned}
 C_a(k) &= C(k) + \Delta C(k) = \\
 \partial y^T(k) / \partial \Theta &= \partial \hat{x}^T(k) / \partial \Theta, \tag{14}
 \end{aligned}$$

式中: $C(k)$ 为参数梯度矩阵的确定部分, $\Delta C(k)$ 为参数梯度矩阵的不确定部分. 这样, 加权递推最小二乘算法可表示为

$$P^{-1}(k+1) =$$

$$\begin{aligned}
 &P^{-1}(k) + C_a^T(k+1) R^{-1}(k+1) C_a(k+1), \\
 &K_a(k+1) = \\
 &P(k+1) C_a^T(k+1) R^{-1}(k+1), \\
 &\Theta(k+1) = \\
 &\Theta(k) + K_a(k+1) \{y(k+1) - x[k+1, \Theta(k)]\}. \tag{15}
 \end{aligned}$$

由式(14)和(15)可知

$$\begin{aligned}
 &P^{-1}(k+1) = \\
 &P^{-1}(k) + C^T(k+1) R^{-1}(k+1) C(k+1) + \\
 &\Delta C^T(k+1) R^{-1}(k+1) \Delta C(k+1) + \\
 &C^T(k+1) R^{-1}(k+1) \Delta C(k+1) + \\
 &\Delta C^T(k+1) R^{-1}(k+1) C(k+1). \tag{16}
 \end{aligned}$$

设

$$\begin{cases} \Delta C^T(k+1) = H_2(k) F_2(k) E_2(k), \\ F_2(k) = I \end{cases} \tag{17}$$

式中: $H_2(k) \quad R^{n \times m}, E_2(k) \quad R^{m \times n}, F_2(k) \quad R^{m \times m}$. 为了便于书写, 令 $H_2 = H_2(k), F_2 = F_2(k), E_2 = E_2(k)$, 下同

选取 $\Lambda_2(k)$ 使 $\Lambda_2^{-1}(k) + E_2 R^{-1}(k+1) E_2^T > 0$ 为了便于书写, 令 $\Lambda_2 = \Lambda_2(k), \Lambda_2^{-1} = \Lambda_2^{-1}(k)$. 则有

$$\begin{aligned}
 &W W^T = \\
 &C^T(k+1) R^{-1}(k+1) E_2^T [\Lambda_2^{-1} + E_2 R^{-1} \times \\
 &(k+1) E_2^T]^{-1} E_2 R^{-1}(k+1) C(k+1) + \\
 &H_2 F_2 E_2 R^{-1}(k+1) C(k+1) + \\
 &H_2 F_2 [\Lambda_2^{-1} + E_2 R^{-1}(k+1) E_2^T] F_2^T H_2^T + \\
 &C^T(k+1) R^{-1}(k+1) E_2^T F_2^T H_2^T = 0, \tag{18}
 \end{aligned}$$

式中

$$\begin{aligned}
 W &= \{C^T(k+1) R^{-1}(k+1) E_2^T [\Lambda_2^{-1} + \\
 &E_2 R^{-1}(k+1) E_2^T]^{-1/2} + H_2 F_2 [\Lambda_2^{-1} + \\
 &E_2 R^{-1}(k+1) E_2^T]^{1/2}\}.
 \end{aligned}$$

由式(18)可得

$$\begin{aligned}
 &- C^T(k+1) R^{-1}(k+1) E_2^T [\Lambda_2^{-1} + \\
 &E_2 R^{-1}(k+1) E_2^T]^{-1} E_2 R^{-1}(k+1) C(k+1) - \\
 &H_2 F_2 [\Lambda_2^{-1} + E_2 R^{-1}(k+1) E_2^T] F_2^T H_2^T \\
 &C^T(k+1) R^{-1}(k+1) E_2^T F_2^T H_2^T + \\
 &H_2 F_2 E_2 R^{-1}(k+1) C(k+1). \tag{19}
 \end{aligned}$$

将式(19)代入式(16)中,得

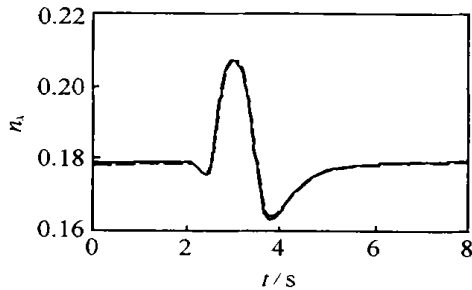
$$\begin{aligned}
 &P^{-1}(k+1) \\
 &P^{-1}(k) + C^T(k+1) R^{-1}(k+1) C(k+1) - \\
 &H_2 F_2 \Lambda_2^{-1} F_2^T H_2^T - C^T(k+1) R^{-1}(k+1) E_2^T [\Lambda_2^{-1} + E_2 R^{-1}(k+1) E_2^T]^{-1} E_2 R^{-1}(k+1) C(k+1) \\
 &P^{-1}(k) + C^T(k+1) [R(k+1) +
 \end{aligned}$$

$$E_2^T \Lambda_2 E_2]^{-1} C(k+1) - H_2 F_2 \Lambda_2^{-1} F_2^T H_2^T \quad (20)$$

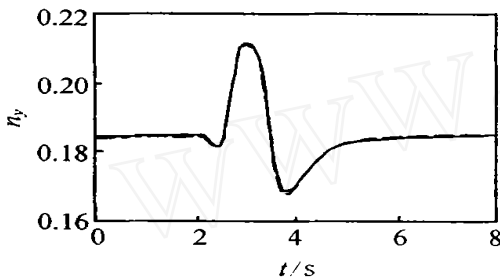
5 辨识结果

在升力、阻力模型辨识中, $\Delta c^T \Delta c$ 按照估计误差的方差来选取, 得到 3 阶非线性模型。将模型辨识所得参数作为初值, 并按照参数鲁棒递推估计方法对有关气动参数进行辨识, 确定了升阻特性。结果表明, 该方法可给出较准确的升阻特性, 且对于不同的飞行状态, 该程序收敛性都很好。

图1给出了某飞机机动飞行试验 n_x, n_y 的拟合结果的时间历程曲线。其中实线为计算值, 虚线为实



(a) n_x 的拟合结果



(b) n_y 的拟合结果

图1 某型号的 n_x, n_y 拟合结果

测值。由图1可见, 本文提出的方法拟合结果较好。

6 结 语

本文给出了一种飞机极曲线模型和参数鲁棒确定方法。由于采用U-D分解方法, 避免了数据矩阵模型判定中的两个高阶行列式的复杂计算, 从而成倍提高了计算效率。在分析系统不确定部分时, 引入了观测量不确定部分带来的模型辨识判据的误差上下界估计, 从而得到了测量误差不确定系统的模型新判据。通过飞行试验数据处理, 验证了本文方法的正确性。该方法不仅可用于飞行器(飞机、导弹、鱼雷等)飞行试验建模, 也可用于其他测量不确定系统的建模。

参考文献(References):

[1] Devinant Ph, Laverne T, Hureau J. Experimental study of wind-turbine airfoil aerodynamics in high turbulence[J]. *J of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2002, 90(6): 689-707.

[2] Van Es, Gerard W H. Rapid estimation of the zero-lift drag coefficient of transport aircraft[J]. *J of Aircraft*, 2002, 39(4): 597-599.

[3] Fupeng H, Yuhong L, Zuoyi C. Suggestions for improving wind turbines blade characteristics [J]. *Wind Engineering*, 2001, 25(2): 105-113.

[4] Rogers S E, Roth K, Nash S M. Validation of computed high-lift flows with significant wind-tunnel effects[J]. *AIAA Journal*, 2001, 39(10): 1884-1892.

[5] 余俊雅, 陈坪, 赵涛. 一种非线性部分极曲线试飞方法[J]. *飞行力学*, 2000, 18(2): 70-72.

(YU Jun-ya, CHEN Peng, ZHAO Tao. Nonlinear drag polar flight test without direct measurement of thrust[J]. *Flight Dynamics*, 2000, 18(2): 70-72.)

下 期 要 目

支持向量机的新发展.....	许建华, 等
遗传算法中的自相似现象.....	张 伟, 等
一种贝叶斯证据框架下支持向量机建模方法的研究.....	阎威武, 等
不确定线性多时变时滞系统的时滞相关鲁棒控制.....	张先明, 等
带正弦干扰的线性时滞系统的次优控制.....	唐功友, 等
移动机器人向目标点运动的变增益控制方法.....	沈 捷, 等
非对称需求信息下两阶段供应链协调.....	晓 斌, 等
基于相似度的多传感器数据融合.....	刘敏华, 等
一种新型时滞系统鲁棒控制器设计方法.....	黎 明, 等