

自适应卡尔曼滤波 在航空发动机参数估计中的应用

西北工业大学 刘小勇** 樊思齐

【摘要】 介绍根据实际飞行数据并用卡尔曼滤波方法对某型发动机的参数估计及其结果。重点研究了卡尔曼滤波在航空发动机参数估计中的滤波发散问题和解决这一问题的自适应卡尔曼滤波、飞行条件补偿及模型修正的综合方法。

主题词： 卡尔曼滤波 参数估计 航空发动机
分类号： TP237.2

1 发动机数学模型、实测数据预处理

卡尔曼滤波在现代航空发动机追踪控制(PSC)、随机最优控制(LQG)、自适应控制等复杂控制规律和航空发动机故障检测、状态监控、可靠性方面得到了广泛研究。但在实际应用中存在着滤波发散问题。卡尔曼滤波发散的主要原因是系统的数学模型不准确和噪声的统计特性不清楚。本文采用了系统噪声的自适应处理、飞行条件补偿及模型修正的综合方法,较好的解决了卡尔曼滤波在航空发动机参数估计中的发散问题。研究的特点是利用某型飞机在飞行试验过程中录取的发动机各截面参数数据作为滤波的观测数据估计发动机的高、低压转子转速,高压压气机出口压力和高压涡轮进口温度,因而本项研究更加接近工程实际。研究结果表明:在小偏离条件下用卡尔曼滤波方法估计航空发动机的参数是可行的。

发动机的动态模型为:

$$X(k+1) = 5X(k) + Bu(k) + w(k) \quad , \quad Z(k) = HX(k) + Du(k) + v(k) \quad (1)$$

其中 $X = [\Delta n_h \Delta n_l \Delta P \Delta T]^T$, $Z = [\Delta P_{22} \Delta T_{55} \Delta P_{55} \Delta T_3]^T$, $u = [\Delta mf \Delta A_e]^T$
 $\Delta P = \Delta P_3 - b_{31} \Delta mf - b_{32} \Delta A_e$, $\Delta T = \Delta T_4 - b_{41} \Delta mf - b_{42} \Delta A_e$
 n_h 、 n_l 表示发动机高、低压转子转速, mf 表示发动机供油量, A_e 表示尾喷口面积, P_3 、 T_3 表示高压压气机出口的总压、总温, T_4 表示高压涡轮进口总温, P_{22} 表示低压压气机出口总压, P_{55} 、 T_{55} 表示低压涡轮出口的总压和总温, $w(k)$ 表示系统噪声, $v(k)$ 表示观测噪声, Δ 表示偏差。

在卡尔曼滤波之前,对实测数据进行了奇异点剔除、平滑处理及 FIR 滤波等预处理,以提高滤波估计值的精度。

2 系统噪声自适应处理及飞行条件变化的补偿方法

对系统噪声 $w(k)$ 进行自适应处理时,认为滤波发散的主要原因是由于 $w(k)$ 的统计特性不清楚和发动机测量噪声 $v(k)$ 仅仅是由于传感器的噪声和采样的量化噪声所产生。

对观测量 $Z(1), Z(2), \dots, Z(k-1), X(k)$ 的预测值以及在 k 时刻, $X(k)$ 的滤波值分别为

$$\hat{X}(k/k-1) = 5\hat{X}(k-1/k-1) + Bu(k-1) \quad (2)$$

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + G(k)[Z(k) - \hat{Z}(k/k-1)] \quad (3)$$

预测值 $\hat{X}(k/k-1)$ 和滤波值 $\hat{X}(k/k)$ 之间的误差及 $W'(k)$ 的样本均值及样本方差分别为

$$W'(k) = \hat{X}(k/k) - \hat{X}(k/k-1) \quad (4)$$

$$m_s(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=k-N+1}^k W'(j) \quad (5)$$

$$\hat{R}(k) = \frac{1}{N-1} \sum_{j=k-N+1}^k [W'(j) - m_s(k)][W'(j) - m_s(k)]^T \quad (6)$$

其中 N 为样本长度。

用样本方差 $\hat{R}(k)$ 来修正原系统噪声的方差 Q , 得到新的系统方差

$$Q' = e^{a\hat{R}(k)}Q$$

其中 a 为适当的非负数。

由于 $W'(k)$ 的均值不一定为零, 卡尔曼滤波的预测方程要加上它的均值

$$\hat{X}(k/k-1) = 5\hat{X}(k-1/k-1) + Bu(k-1) + m_s(k) \quad (7)$$

其它的公式与基本的卡尔曼滤波公式相同。

若实际系统的 $w(k)$ 比较大, 则滤波值与预测值的偏差增大, 使 $W'(k), m_s(k), \hat{R}, \hat{X}(k/k-1), G(k)$ 增大, 从而 $\hat{X}(k/k-1)$ 修正作用增强, 反之亦然。这种处理使滤波系统具有自适应性。

由于飞行条件变化对总温、总压影响较大, 忽略它们对滤波估值的影响, 将会导致估值的误差增大, 因而必须根据飞行条件的变化来修正估值。

发动机某一截面参数 X 与 n, n_h, mf, A_e 、马赫数 Ma 、飞行高度 h 的关系可表示为 $X = X(n, n_h, mf, A_e, Ma, h)$ 。忽略飞行条件变化时, X 估值为

$$\hat{X}^d = \hat{X}_0 + \left(\frac{\partial X}{\partial n}\right)_0 \Delta n^d + \left(\frac{\partial X}{\partial n_h}\right)_0 \Delta n_h^d + \left(\frac{\partial X}{\partial mf}\right)_0 \Delta mf + \left(\frac{\partial X}{\partial A_e}\right)_0 \Delta A_e \quad (8)$$

其中 $\hat{n}^d, \hat{n}_h^d$ 为卡尔曼滤波估计值。 $\Delta mf, \Delta A_e$ 为控制量的变化值。

考虑到飞行条件的变化影响时, 新的估值为

$$\hat{X}^d = \hat{X}^d + \left(\frac{\partial X}{\partial Ma}\right)_0 \Delta Ma + \left(\frac{\partial X}{\partial h}\right)_0 \Delta h \quad (9)$$

其中 $\Delta Ma, \Delta h$ 表示飞行条件的变化。

3 模型的修正、仿真结果

准确卡尔曼滤波估计需要准确数学模型。但对发动机而言, 获得准确数学模型是困难的。因此, 在滤波过程中必须对模型不断进行修正, 从而使估值能够达到精度要求。

滤波方程为

$$\hat{X}(k/k) = 5\hat{X}(k-1/k-1) + Bu(k-1) + G(k)[Z(k) - \hat{Z}(k/k-1)] \quad (10)$$

式中 $\hat{X}(k/k) = [\hat{X}_{11}(k/k) \hat{X}_{21}(k/k) \dots \hat{X}_{n1}(k/k)]^T$, $u(k-1) = [u_1(k-1) u_2(k-1) \dots u_m(k-1)]^T$, $Z(k) = [Z_1(k) - \hat{Z}_1(k/k-1) Z_2(k) - \hat{Z}_2(k/k-1) \dots Z_q(k) - \hat{Z}_q(k/k-1)]^T$ 设 $5_i = [5_{i1} 5_{i2} \dots 5_{in}]^T$, $U'(k) = Bu(k-1) + G(k)[Z(k) - \hat{Z}(k/k-1)]$ 则有 $U'(k) = B_i U_i + G_i(k) \hat{Z}_i(k)$

其中 $B_i = [B_{i1} B_{i2} \dots B_{im}]$, $G_i(k) = [G_{i1} G_{i2} \dots G_{iq}]$, $\hat{Z}_i(k) = Z_i(k) - \hat{Z}_i(k/k-1)$

将(10)式改写成

$$\hat{\mathbf{X}}^d(k/k) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{X}}_{11}^d & \hat{\mathbf{X}}_{21}^d & \cdots & \hat{\mathbf{X}}_{n1}^d & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \hat{\mathbf{X}}_{11}^d & \hat{\mathbf{X}}_{21}^d & \cdots & \hat{\mathbf{X}}_{n1}^d & 0 & \cdots & 0 \\ & & \cdots & \cdots & & & \cdots & \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & \hat{\mathbf{X}}_{11}^d & \hat{\mathbf{X}}_{21}^d & \cdots & \hat{\mathbf{X}}_{n1}^d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5_1 \\ 5_2 \\ \vdots \\ 5_n \end{bmatrix} + \mathbf{U}'(k) \quad (11)$$

其中 $\hat{\mathbf{X}}_{ii}^d = \hat{\mathbf{X}}_{ii}^d(k-1/k-1)$ 。

将(11)式分解成 n 个方程

$$\hat{\mathbf{X}}_{ii}^d(k/k) = [\hat{\mathbf{X}}_{11}^d(k-1/k-1) \hat{\mathbf{X}}_{21}^d(k-1/k-1) \cdots \hat{\mathbf{X}}_{ni}^d(k-1/k-1)] 5_i + \mathbf{U}_i'(k) \quad (i = 1, 2, \cdots, n) \quad (12)$$

模型误差为 $\mathbf{W}_i(k)$, 则有

$$5_i' = 5_i + \mathbf{W}_i(k) \quad (i = 1, 2, \cdots, n) \quad (13)$$

于是(12)、(13)式可以组成下列 n 个子系统

$$5_i' = 5_i + \mathbf{W}_i(k), \quad \hat{\mathbf{X}}_{ii}^d(k/k) = \mathbf{H}_i(k) 5_i + \mathbf{U}_i'(k) + \mathbf{V}_i(k) \quad (i = 1, 2, \cdots, n) \quad (14)$$

其中 $\mathbf{H}_i(k) = [\hat{\mathbf{X}}_{1i}^d(k-1/k-1) \hat{\mathbf{X}}_{2i}^d(k-1/k-1) \cdots \hat{\mathbf{X}}_{ni}^d(k-1/k-1)]$

针对这 n 个子系统用卡尔曼滤波就可以得到新的估值 $5_1^d, 5_2^d, \cdots, 5_n^d$, 把这些新估值代替原来的转移矩阵 5 , 原系统的模型得到修正。

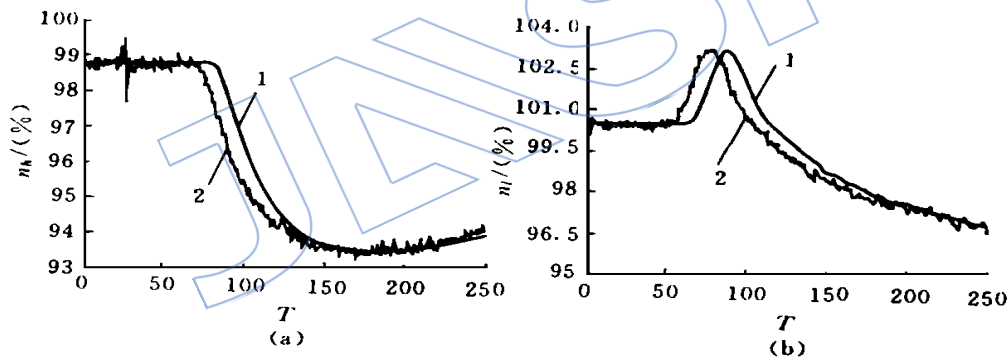


图 1 卡尔曼滤波值与 FIR 滤波值的比较

综合以上 3 种方法, 最终得到的仿真结果如图 1 所示, 曲线 1 表示估计值, 曲线 2 表示相应原始数据经过 FIR 滤波后的值。通过曲线比较可知估计误差较小, 由此可见, 本文所介绍的综合方法对解决发动机参数估计中的滤波发散问题是行之有效的。

参 考 文 献

- 1 Alag G, Gilyard G. A Proposed Kalman Filter Algorithm for Estimation of Unmeasured Output Variables for an F100 Turbofan Engine. AIAA 90- 1920
- 2 Dale F, Groutage, Raymond Jacquot G, Lynn R Kirlin. Techniques for Adaptive State Estimation Through the Utilization of Robust Smoothing. Control and Dynamics Copyright(C) 1987 by Academic Press, INC
- 3 刘小勇. 自适应卡尔曼滤波在航空发动机参数估计中的应用:[学位论文]. 西北工业大学, 1994

(责任编辑 王庆康)

STUDY ON SATURATED WATER VAPOR PRESSURE EQUATIONS FOR CALCULATION OF AIRCRAFT AIR- CONDITIONING SYSTEMS

Fang Xiande

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

ABSTRACT There are notable errors in saturated water vapor pressure equations used in the calculation of aircraft air- conditioning systems. With the aid of regression technique, a new water vapor pressure equation is derived from recent saturation pressure data of pure water and ice. Compared with the equations used at present, the new equation remains simple in form, but its accuracy is enhanced so magnificently as to give satisfactory results for aircraft air- conditioning engineering in possible saturation temperature range.

Key words Aircraft Air conditioning Saturation Vapour pressure Calculations

LQG/LTR DESIGN METHODOLOGY FOR A MULTIVARIABLE AEROENGINE CONTROLLER

Huang Wanwei and Zhang Jiazheng

(7th Dept. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

ABSTRACT This paper researches the design methodology for multivariable robust controller of aero- engine. A small- divergence state space model for a given jet aero- engine has been established with the difference method. The Linear Quadratic Gaussian with Loop Transfer Recovery (LQG/LTR) method has been used to design a BIBO robust controller for the engine. The functions of the controller such as command following, decoupling and disturbance rejection have been considered. It is demonstrated that the LQG/LTR controller has excellent robustness for the uncertainty of the plant model.

Key words Robust control Multiparameter control Singular solutions

APPLICATION OF KALMAN FILTERING FOR AN AEROENGINE PARAMETER ESTIMATION

Liu Xiaoyong and Fan Siqi

(7th Dept. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710071)

ABSTRACT The Kalman filtering method for an aeroengine parameter estimation has been investigated by using flight data. The research purpose is to solve the Kalman filtering divergence problem in the aeroengine parameter estimation. The main content is the integrated Kalman filtering method of the adaptive processing, the compensation in flight condition and the aeroengine modification. Finally, the results of the parameter estimation are presented.

Key words Kalman filtering Parameter estimations Aircraft engines