

利用飞行试验数据 对发动机参数估计的研究

西北工业大学
飞行试验研究院

樊思齐*
李树人

荣向军
辛晓文

【摘要】 本文研究利用不同飞行状态下测量的发动机变量估计涡轮进口温度和压气机出口压力。参数估计法采用多元线性回归分析法。根据变量选择的综合最优原则,从 6 个测量变量中选择了回归方程的自变量,建立仅包含 3 个发动机测量变量的回归模型,参数估计结果证明模型的估计精度是满意的。本文还介绍了利用专用设备在线录取发动机变量的数据处理方法。

关键词: 飞行状态 回归分析 参数估计

1 前 言

为充分发挥发动机潜力,进一步提高发动机性能,在现代发动机设计中,某些参数选择得更加接近临界值。因此,对这些参数的监控成为当前发动机数控研究中的重要课题。

由于发动机的涡轮叶片处于高温高负荷下工作,因此涡轮进口温度的监控非常重要。但该温度难以测量,因此只能利用可测参数通过参数估计得到其估计值。其精确估计,不仅可了解发动机的特性,而且可预测涡轮叶片的寿命,确定部件维修与更换时间。

压气机出口压力不仅是反映发动机性能和压气机工作稳定性的重要参数,而且反映压气机所承受的负荷。在压力传感器发生故障时,可由其估计值确知压气机的工作状态。

本文利用多元回归分析方法研究了涡轮进口温度和压气机出口压力与发动机测量参数之间的解析关系,并应用自变量子集最优选择准则确定了可测参数最少的回归模型,这种模型可得到全局最优估计,既保证了估计精度,同时又减少了可测量参数传感器的数量。本文应用飞行过程中实测参数变化的信号进行回归分析研究,以使参数估计更具有实际意义。

2 试验信号的录取与处理

飞行试验是某型飞机在 $H = 3\text{km}$, $V = 770\text{km/h}$ 、 $H = 13\text{km}$, $V = 1540\text{km/h}$ 和 $H = 18\text{km}$, $V = 1806\text{km/h}$ 飞行状态下进行的。在这些飞行状态下当发动机受到随机扰动作用时,用机载实时信号采集与转换装置录取发动机有关参数变化的动态信号,包括发动机低压和高压转子转速 N_L 和 N_H 、高压压气机出口压力 P_2 、涡轮出口温度 T_4 和压力 P_4 、燃油流量 m_f 、 H 和 V 。

对录取的试验信号进行了加权移动平衡处理和 FIR 滤波处理。滤波器的传递函数为

$$H(z) = \sum_{r=0}^{N-1} h(r) z^{-r}$$

根据试验测得的发动机截止频率 $f_c = 5\text{Hz}$ 、信号的采样频率 $f = 64\text{Hz}$ ，选择滤波器阶次为20，利用频率抽样法设计的 FIR 滤波器脉冲响应为

$$\begin{aligned} h(0) &= h(19) = -0.001216, & h(1) &= h(18) = -0.009711 \\ h(2) &= h(17) = -0.020711, & h(3) &= h(16) = -0.024788 \\ h(4) &= h(15) = -0.013196, & h(5) &= h(14) = 0.018090 \\ h(6) &= h(13) = 0.066009, & h(7) &= h(12) = 0.120711 \\ h(8) &= h(11) = 0.168490, & h(9) &= h(10) = 0.196322 \end{aligned}$$

滤波器的输入 $X_1(n)$ 与输出 $X_2(n)$ 之间的关系为

$$X_2(n) = \sum_{r=0}^{N-1} h(r) X_1(n-r)$$

3 回归模型的建立

涡轮进口温度 T_3 与测量参数 N_L 、 N_H 、 P_2 、 T_4 、 P_4 及 m_f 之间的线性关系为

$$T_3 = \beta_{0T} + \beta_{1T}N_L + \beta_{2T}N_H + \beta_{3T}P_2 + \beta_{4T}T_4 + \beta_{5T}P_4 + \beta_{6T}m_f + \epsilon_r \quad (1)$$

压气机出口压力 P_2 与其他测量参数之间的线性关系为

$$P_2 = \beta_{0P} + \beta_{1P}N_L + \beta_{2P}N_H + \beta_{3P}T_4 + \beta_{4P}P_4 + \beta_{5P}m_f + \epsilon_p \quad (2)$$

在(1)、(2)两式中， β_T ($i=1\cdots 6$)和 β_P ($i=1\cdots 5$)为回归系数； ϵ_r 和 ϵ_p 为随机误差。

将(1)、(2)两式表示为一般形式。以 b 表示等式右边测量变量的个数；以 $x_1, x_2 \cdots x_b$ 表示变量；以 y 表示等式左边估计参数，则有

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_b x_b + \epsilon \quad (3)$$

对变量 x_i ($i=1, 2\cdots b$)的 N 次测量有

$$Y = X\beta + \epsilon \quad (4)$$

式中

$$Y = \begin{bmatrix} y^1 \\ y^2 \\ \vdots \\ y^N \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_b \end{bmatrix}, \quad \epsilon = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_N \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1b} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2b} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{Nb} \end{bmatrix}$$

以 $Q(\beta)$ 表示残差，则有 $Q(\beta) = [Y - X\beta]^T [Y - X\beta]$ 。回归系数的最小二乘估计为

$$\hat{\beta} = [X^T X]^{-1} X^T Y \quad (5)$$

回归模型为

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \cdots + \hat{\beta}_b x_b \quad (6)$$

用发动机参数表示为

$$\hat{T}_3 = \hat{\beta}_{0T} + \hat{\beta}_{1T}N_L + \hat{\beta}_{2T}N_H + \hat{\beta}_{3T}P_2 + \hat{\beta}_{4T}T_4 + \hat{\beta}_{5T}P_4 + \hat{\beta}_{6T}m_f \quad (7)$$

$$\hat{P}_2 = \hat{\beta}_{0P} + \hat{\beta}_{1P}N_L + \hat{\beta}_{2P}N_H + \hat{\beta}_{3P}T_4 + \hat{\beta}_{4P}P_4 + \hat{\beta}_{5P}m_f \quad (8)$$

在(6)式中，等号右边的测量变量 x_i ($i=1, 2\cdots b$)对估计参数 $\hat{y}$ 并非都有同样重要的作用，实际上有些测量变量对 $\hat{y}$ 的贡献不大，这些变量也选择作为回归模型的自变量显然不合理；因此，存在不同自变量子集的选择问题，不同的自变量子集将有不同的回归估计。本文采用 C_p 统计量选择准则确定自变量子集，用这一准则确定的回归子集可使回归模型达到全局最优，使参数估计有最佳效果，并且模型中包含的测量变量最少。

将 (4) 式中的 β 分为两块 β_p 、 β_r , X 也分为两块 X_p 、 X_r , $p + r = b$, (4) 式可写为

$$Y = X\beta + \epsilon = [X_p \ X_r] \begin{bmatrix} \beta_p \\ \beta_r \end{bmatrix} + \epsilon$$

在 b 个自变量中取掉 q 个自变量, 保留 p 个自变量的回归方程为

$$Y = X_p \beta_p + \epsilon$$

β_p 的最小二乘估计为 $\hat{\beta}_p = [X_p^T + X_r^T]^{-1} X_p^T Y$, 取掉 q 个自变量后

$$Q_p = [Y - X_p \hat{\beta}_p]^T [Y - X_p \hat{\beta}_p] = Y^T [I - X_p (X_p^T X_p)^{-1} X_p^T] Y$$

$$J_p = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N (X_i^T \hat{\beta} - X_i^T \beta)^2, \quad X_i = [1 \ x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{i(p+q)}]^T, i = 1, 2, \cdots, N$$

$$E(J_p) = (E(Q_p)/\sigma^2) - N - 2p \quad (9)$$

用 Q_p 代替 $E(Q_p)$, 以全自变量模型中的估计值 $\hat{\sigma}^2$ 代替 σ^2 , $\hat{\sigma}^2 = Q(\beta) / (N - b - 1)$, 可得

$$C_p = (Q_p / \hat{\sigma}^2) - N + 2p \quad (10)$$

按 C_p 尽可能小的原则选择发动机的可测参数作为子集, 可得到全局最优估计。

4 发动机参数估计模型及估计结果

方程 (1) 为包含全部 6 个自变量的涡轮进口温度回归方程, 相应的回归模型为 (7) 式。对 6 个自变量取不同的组合, 可得到 $2^6 = 64$ 个不同的回归子集及相应的回归模型和 C_p 。

方程 (2) 为包含全部 5 个自变量的高压压气机出口压力回归方程, 相应的回归模型为 (8) 式。对 5 个自变量取不同的组合, 可得到 $2^5 = 32$ 个不同的回归子集及相应的回归模型和 C_p 。

在计算得到的全部回归模型中, 按 C_p 尽可能小的原则进行选择, 最后得到的涡轮进口温度和高压压气机出口压力参数估计模型为:

(1) $H = 3\text{km}$, $V = 770\text{km/h}$

$$\hat{T}_3 = 220.3 + 5.3186N_L - 2.8136N_H + 1.2289m_f \quad (11)$$

$$\hat{P}_2 = -1.057 - 0.0144N_L + 0.0036N_H - 0.9431 \times 10^{-5}m_f \quad (12)$$

(2) $H = 13\text{km}$, $V = 1540\text{km/h}$

$$\hat{T}_3 = 1816.2 + 2.1282N_L - 13.628N_H + 0.21m_f \quad (13)$$

$$\hat{P}_2 = -0.61696 - 0.00208N_L + 0.07295N_H \quad (14)$$

(3) $H = 18\text{km}$, $V = 1806\text{km/h}$

$$\hat{T}_3 = 2996.7 + 4.729N_L - 33.119N_H + 0.5733m_f \quad (15)$$

$$\hat{P}_2 = -0.6874 - 0.0089N_L + 0.0194N_H - 0.2981m_f \quad (16)$$

利用在三种不同飞行状态下测得的 N_L 、 N_H 及 m_f , 分别按 (11)、(13)、(15) 式计算估计值 $\hat{T}_3$, 计算结果用曲线表示, 分别示于图 1a、b、c 中 (a. $H = 3\text{km}$, $V = 770\text{km/h}$; b. $H = 13\text{km}$, $V = 1540\text{km/h}$; c. $H = 18\text{km}$, $V = 1806\text{km/h}$)。将同样的扰动作用作为准确的发动机非线性数学模型的输入, 计算涡轮进口温度的理论值 T_3 , 其计算结果也示于相应的图中。由图中曲线比较可以看出, 估计值 $\hat{T}_3$ 与理论值 T_3 变化规律相当吻合, 这说明该参数估计模型是理想的。

利用测量值 N_L 、 N_H 及 m_f , 分别按 (12)、(14)、(16) 式计算相应飞行状态下的估计值

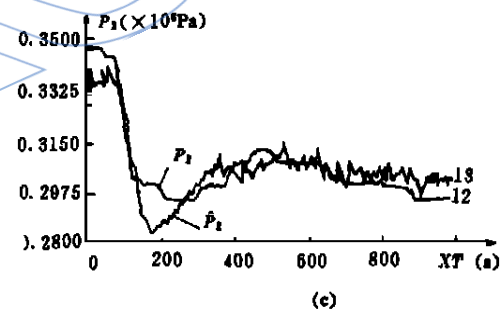
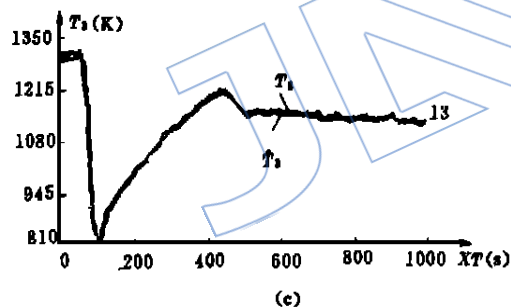
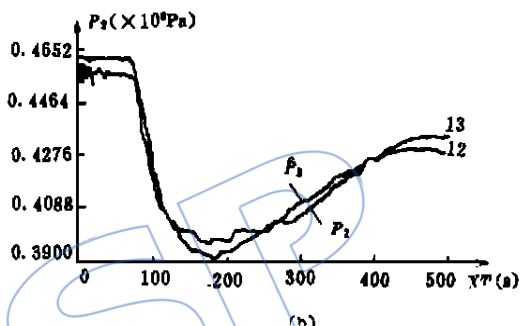
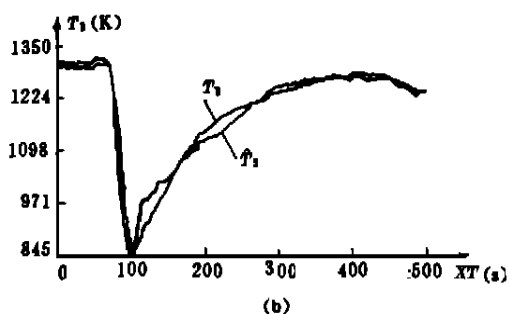
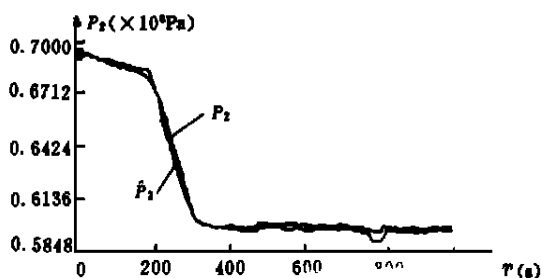
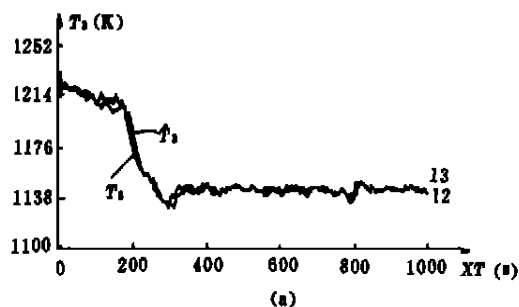


图 1 估计值 $\hat{T}_3$ 与理论值 T_3 的变化曲线

图 2 估计值 $\hat{P}_2$ 与实测值 P_2 的变化曲线

$\hat{P}_2$, 计算结果用曲线表示于图 2 (图中 H 、 V 值与图 1 相同)。在这些图中还表示了相应的实测值 P_2 。 $\hat{P}_2$ 与 P_2 变化曲线比较表明, 仅 $H = 18\text{km}$, $V = 1806\text{km/h}$ 飞行状态下误差较大, 其他均准确。

参 考 文 献

- 1 Barstow L W. Nonlinear Parameter Estimation in Gas Turbine Engine Application. May, 1986
- 2 Elfadel I M. Nonlinear Parameter Estimation in Advanced Turbofan Engine. SM Thesis MIT, 1986
- 3 Delissen G M. The Linear Regression Model: Model Structure Selection and Biased Estimation. ISBN 90-6144-203-6
- 4 方开泰等. 实用回归分析. 北京: 科学出版社, 1988
- 5 宗孔德等. 数字信号处理. 北京: 清华大学出版社, 1988

(责任编辑 王震华)

established, which can be applied to the turbine blade of the advanced aeroengine.

A NEW WAY TO SOLVE STEADY CREEP PROBLEM WITH FINITE ELEMENT METHOD

Mu Xiaying and Wang Jiwei

(Xi'an Jiaotong University)

ABSTRACT In this paper, a new way to solve steady creep with finite element method is presented for temperature-dependent material properties of symmetric body. According to different material properties, initial strain rate method and general tangential stiffness method are provided. A computing program is compiled. Some examples are analysed numerically to check its convergency and applicability.

ON ENGINE PARAMETER ESTIMATION WITH FLIGHT TEST DATA

Fan Siqi and Rong Xiangjun

(Northwestern Polytechnical University)

Li Shuren and Xin Xiaowen

(Flight Test Research Institute)

ABSTRACT This paper introduces the parameter estimation research for the turbine inlet temperature and compressor exit pressure by using the engine variables measured under the different flight conditions. The parameter estimation method is multiple linear regression analysis. The independent variables in the regression equations have been selected from six measured engine variables based on the comprehensive optimal principle about variable selection. The regression models which have been established only include three measured engine variables. The curves of the parameter estimation results shown in this paper demonstrate that the estimation accuracies of these models are satisfactory. This paper also presents the data treatment methods of engine variables recorded on-line with special equipment.

AN AERODYNAMIC DESIGN PROGRAM FOR CONTRA-ROTATING TURBINE CASCADES

Cai Ruixian and He Yongmei

(Institute of Engineering Thermophysics)

Wei Xinglu

(Beijing University of Aeronautics and Astronautics)

ABSTRACT An extremely simple, rapid and universal turbine cascade design program is developed for contra-rotating turbine cascades. With its simplest operating condition, only four data are necessary to be input for obtaining the geometry of a good enough cascade. They are just the input data for designing a cascade— the inlet Mach number and flow angle, the outlet Mach number and the specific heat ratio of working substance. Therefore, it means that the design can be accomplished without any additional human