

航空发动机参数不确定模型辨识方法

白 杰^{1,2}, 刘 帅¹, 王 伟²

(1. 河北工业大学 机械工程学院, 天津 300130;
2. 中国民航大学 民航航空器适航审定技术重点实验室, 天津 300300)

摘 要: 针对航空发动机线性模型在工况点附近使用范围较小的问题,提出一种航空发动机不确定性模型辨识方法。该方法使用非线性规划处理航空发动机模型辨识问题,求解过程考虑线性模型中矩阵参数不确定性的影响,以期获得一个具有适用范围大、形式简单的航空发动机模型。使用该方法对 DGEN380 发动机在某一稳态点进行辨识,定义实际工况偏差参数和模型最大偏差参数分析 DGEN380 发动机参数不确定模型的误差范围。使用实验数据与参数不确定模型仿真结果进行比较,结果表明油门杆角度变化小于 22% 时,参数不确定模型与实际发动机状态的偏差量较小,能够在 1% 误差范围内模拟实际发动机状态。

关 键 词: 参数不确定模型; 模型辨识; 非线性规划; 发动机线性模型; 模型偏差

中图分类号: V231 **文献标志码:** A

Identification method for parameter uncertain model of aero-engine

BAI Jie^{1,2}, LIU Shuai¹, WANG Wei²

(1. School of Mechanical Engineering,
Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;
2. Key Laboratory for Airworthiness Certification Technology of Civil Aviation Aircraft,
Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: The linear model of aero-engine is effective within a small application range. According to this problem, the identification method for parameter uncertainty model of aero-engine was proposed. The identification problem was solved by calculating nonlinear programming. The parameter uncertainty was considered in the identification method for an uncertainty model of aero-engine. A parameter uncertainty model of aero-engine with large range of application can be obtained. This method was used for DGEN380 aero-engine. Two parameters, the deviation parameter of actual working conditions and the maximum deviation parameter of model, were defined for describing error range. Compared with experimental data, the uncertainty model of DGEN 380 can simulate the real state of DGEN380 within 1% error range when the variation of the power lever angle was less than 22%.

Key words: parameter uncertainty model; model identification;
nonlinear programming; linear model of aero-engine;
deviation parameter of model

收稿日期:2019-06-11
基金项目:民用飞机专项科研基金
作者简介:白杰(1963—),男,教授、博士生导师,硕士,主要从事航空发动机控制系统适航审定研究。

引用格式:白杰,刘帅,王伟.航空发动机参数不确定模型辨识方法[J].航空动力学报,2020,35(1):178-184. BAI Jie, LIU Shuai, WANG Wei. Identification method for parameter uncertain model of aero-engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(1):178-184.

航空发动机数学模型是运用数理逻辑和数学语言建立的工程模型,用于描述航空发动机各状态变量间的关系^[1]。能够描述航空发动机全包线范围内各个参数变化的航空发动机数学模型具有结构复杂、非线性程度高等特点,难以用于控制系统设计、故障诊断等领域^[2]。航空发动机各参数在稳态点呈近似的线性特征,将非线性模型在稳态点线性化以此设计控制器,通过插值调度各稳态点间的控制参数实现全包线控制是控制系统设计中处理模型的惯用方法^[3]。

航空发动机稳态点的线性模型具有形式简单、计算负荷小等优点^[4],可直接用于控制系统设计、故障诊断。但发动机状态量的一阶微分与线性模型斜率的差值会因发动机偏离稳态点距离增大而增大,这使得线性模型具有有效范围窄的不足。这会影响控制器、观测器在稳态点附近的使用范围。

稳态点附近小范围波动的控制问题、诊断问题是目前的研究热点^[4-9]。这不仅需要改进控制算法、观测器设计方法、模型不确定度的评估方法^[10-14],而且需要改进模型以扩大线性模型的使用范围。扩大线性模型使用范围是使线性模型在尽可能大的参数变化范围内具备较高的精度。已有大量研究在控制器设计时考虑了不确定性的影响,将影响的上限加入控制算法中^[15]。单独分析线性模型参数不确定性对线性模型适用范围却鲜有研究。

本文提出了一种发动机不确定性模型辨识方法,该方法将发动机实验数据辨识问题转化为规划问题,并考虑发动机模型参数不确定性的影响。以 DGEN380 发动机为研究对象^[16],利用实验数据辨识 DGEN380 发动机在最大连续推力工况点的参数不确定模型,定义实际工况偏差参数 V_{dd} 和模型最大偏差参数 V 。参数用以分析发动机参数不确定模型的误差。

1 发动机参数不确定模型辨识方法

双转子航空发动机的模型可以表示为^[17]

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}^{\text{abs}} &= f(\mathbf{x}^{\text{abs}}, \mathbf{u}^{\text{abs}}, H, Ma) \\ \mathbf{y}^{\text{abs}} &= g(\mathbf{x}^{\text{abs}}, \mathbf{u}^{\text{abs}}, H, Ma)\end{aligned}\quad (1)$$

式中 $\mathbf{x}^{\text{abs}}$ 表示航空发动机的状态向量, $\mathbf{u}^{\text{abs}}$ 表示航空发动机输入向量,包括油门杆角度 α_{pla} 对应的燃油流量、尾喷管面积等变量, $\mathbf{y}^{\text{abs}}$ 表示航空发动机的输出向量, H 表示航空发动机的飞行高度, Ma 表示航空发动机的飞行马赫数, f 和 g 表示航空

发动机状态的非线性函数,它们是实数值矢量函数。航空发动机线性模型如式(2),该模型由式(1)在某一稳态点进行泰勒展开得到。

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{u}\end{aligned}\quad (2)$$

式中 $\mathbf{x}$ 表示状态态偏差向量, $\mathbf{u}$ 表示偏差向量, $\mathbf{y}$ 表示一维输出偏差向量。这些变量可以表示为

$$\begin{aligned}\mathbf{x} &= \mathbf{x}^{\text{abs}} - \mathbf{x}^{\text{sta}} \\ \mathbf{u} &= \mathbf{u}^{\text{abs}} - \mathbf{u}^{\text{sta}} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{y}^{\text{abs}} - \mathbf{y}^{\text{sta}}\end{aligned}\quad (3)$$

式中 $\mathbf{x}^{\text{sta}}$ 表示航空发动机的稳态状态向量, $\mathbf{u}^{\text{sta}}$ 表示航空发动机稳态输入向量, $\mathbf{y}^{\text{sta}}$ 表示航空发动机的稳态输出向量。文中利用稳态变量对偏差变量进行归一化处理。

选择航空发动机的某一稳态点,设置输入脉冲信号 $\mathbf{u}$,且输入向量各分量两两正交。根据输出响应,对式(2)中的矩阵 $\mathbf{A}$ 、矩阵 $\mathbf{B}$ 进行估计。

当 $\dot{\mathbf{x}}=0$ 时,航空发动机处于稳态。状态偏差向量和输入偏差向量可以表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{G}\mathbf{u}\quad (4)$$

矩阵 $\mathbf{G}$ 的列向量可由给定输入信号 $\mathbf{u}$ 的状态响应向量确定。

当 $\dot{\mathbf{x}} \neq 0$ 时,航空发动机处于动态。假设,矩阵 $\mathbf{A}$ 有 n 个特征值, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$; 对应 n 个特征向量, $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$; 且矩阵 $\mathbf{A}$ 的 m 重特征值对应 m 个线性无关的特征向量。对矩阵 $\mathbf{A}$ 进行相似对角化,可得(5)。

$$\mathbf{A} = \mathbf{T}\mathbf{\Lambda}\mathbf{T}^{-1}\quad (5)$$

其中 $\mathbf{T} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n]$, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 。(若 $\mathbf{A}$ 不可对角化,则化为约当矩阵。)

对矩阵 $\mathbf{A}$ 的估计可通过式(6)实现。 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n, \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n$:

$$\min \left\{ \sum_{k=1}^N [\mathbf{x}(k)^{\text{l}} - \mathbf{x}(k)^{\text{nl}}]^{\text{T}} \cdot \mathbf{W}(k) \cdot [\mathbf{x}(k)^{\text{l}} - \mathbf{x}(k)^{\text{nl}}] \mid \mathbf{x}(k)^{\text{l}} \right\} = \quad (6)$$

$$\min \{ \mathbf{e}^{\mathbf{T}\mathbf{A}\mathbf{T}^{-1}\Delta t} \mathbf{x}(k-1)^{\text{l}} + (\mathbf{I} - \mathbf{e}^{\mathbf{T}\mathbf{A}\mathbf{T}^{-1}\Delta t}) \cdot \mathbf{G}\mathbf{u}(k-1)^{\text{nl}} \}$$

其中 $\mathbf{x}(k)^{\text{nl}}$ 表示非线性系统的开环状态响应的离散值, $\mathbf{x}(k)^{\text{l}}$ 表示式(2)对应的线性系统状态响应的离散值, $\mathbf{x}(0)^{\text{nl}} = \mathbf{x}(0)^{\text{l}}$ 。 $\mathbf{u}(k)^{\text{nl}}$ 表示非线性系统的输入向量,该向量的各分量两两正交。 $k=0, 1, \dots, n$, 对应 $t_0, t_1, \dots, t_N, \Delta t$ 表示采样时间。式(6)中的 $\mathbf{W}(k)$ 表示权重矩阵, $\mathbf{W}(k) = \mathbf{W}^{\text{T}}(k)$,

用于减小非线性系统状态响应向量与线性系统状态响应向量之间的差值。式(6)的作用在于缩小线性模型与发动机真实状态间的差异。

由式(6)可以对线性模型的系数矩阵进行估计,得到航空发动机线性模型(2)。随后考虑模型参数不确定性的影响。设不确定矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 表示包含参数不确定性的矩阵 $\mathbf{A}$, 不确定矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 表示包含特征值不确定性的对角矩阵 $\mathbf{A}$, 则式(5)可写为

$$\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{T}\tilde{\mathbf{A}}\mathbf{T}^{-1} \quad (7)$$

其中

$$\tilde{\lambda}_i \in [\tilde{\lambda}_{i,\min}, \tilde{\lambda}_{i,\max}], \quad i \in \mathbf{R}$$

$$\text{Re}\{\tilde{\lambda}_i\} \in [\text{Re}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\min}, \text{Re}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\max}], \quad i \in \mathbf{C}$$

$$\text{Im}\{\tilde{\lambda}_i\} \in [\text{Im}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\min}, \text{Im}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\max}], \quad i \in \mathbf{C}$$

$\mathbf{C}$ 表示实数特征值的下角标索引集合, $\mathbf{R}$ 表示复数特征值的下角标索引集合。对任一复数特征值, 存在一个共轭复数特征值^[11]。

对不确定矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 特征值实部、虚部取值范围的次优估计意味着再一次求解性规划问题。

$$\begin{aligned} & \tilde{\lambda}_{i,\min}, \tilde{\lambda}_{i,\max}, \quad i \in \mathbf{R} \\ & \text{Re}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\min}, \text{Re}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\max}, \quad i \in \mathbf{C} \\ & \text{Im}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\min}, \text{Im}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\max}, \quad i \in \mathbf{C} \\ & \min \left\{ \sum_{k=1}^N [\mathbf{x}(k)^{\text{lu}} - \mathbf{x}(k)^{\text{nl}}]^T \cdot \right. \\ & \left. \mathbf{W}(k) \cdot [\mathbf{x}(k)^{\text{lu}} - \mathbf{x}(k)^{\text{nl}}] \right\} \quad (8) \end{aligned}$$

其中 $x(0)^{\text{nl}} = x(0)^{\text{lu}}$, $k=0, 1, \dots, n$, $x(k)^{\text{lu}}$ 表示式(2)对应的不确定性系统状态响应的离散值。式(8)中目标函数的计算需要 N 重非线性规划问题。

$$\begin{aligned} & x(k)^{\text{lu}}; \min_M \left\{ \sum_{k=1}^N [\mathbf{x}(k)^{\text{lu}} - \mathbf{x}(k)^{\text{nl}}]^T \cdot \right. \\ & \left. \mathbf{W}(k) \cdot [\mathbf{x}(k)^{\text{lu}} - \mathbf{x}(k)^{\text{nl}}] \mid \mathbf{x}(k)^{\text{lu}} = \right. \\ & \left. \min_M \left\{ e^{\mathbf{T}\tilde{\mathbf{A}}(k-1)\mathbf{T}^{-1}\Delta t} \mathbf{x}(k-1)^{\text{lu}} + \right. \right. \\ & \left. \left. (\mathbf{I} - e^{\mathbf{T}\tilde{\mathbf{A}}(k-1)\mathbf{T}^{-1}\Delta t}) \cdot \mathbf{G}\mathbf{u}(k-1)^{\text{nl}} \right\} \right\} \\ & \{\tilde{\lambda}_i(k-1)\} \in [\tilde{\lambda}_{i,\min}, \tilde{\lambda}_{i,\max}], \quad i \in \mathbf{R} \\ & \text{Re}\{\tilde{\lambda}_i(k-1)\} \in [\text{Re}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\min}, \text{Re}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\max}], \\ & \quad i \in \mathbf{C} \\ & \text{Im}\{\tilde{\lambda}_i(k-1)\} \in [\text{Im}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\min}, \text{Im}\{\tilde{\lambda}_i\}_{\max}], \\ & \quad i \in \mathbf{C} \quad (9) \end{aligned}$$

其中

$$\tilde{\mathbf{A}}(k-1) = \text{diag}\{\tilde{\lambda}_1(k-1),$$

$$\tilde{\lambda}_2(k-1), \dots, \tilde{\lambda}_n(k-1)\}$$

$$\mathbf{W}(k) = \mathbf{W}^T(k) > 0$$

权重矩阵 $\mathbf{W}(k)$ 用于减小非线性系统状态响应向量与包含不确定性的线性系统状态响应向量之间的差值。

式(6)解集是式(8)、式(9)求解规划问题的初始条件。为了对矩阵 $\mathbf{A}$ 、矩阵 $\mathbf{A}$ 特征值(实部、虚部)的不确定性范围进行估计, 需要将矩阵 $\mathbf{A}$ 、矩阵 $\mathbf{A}$ 特征值的最优解作为上、下界估计的初值条件。通过求解式(8)、式(9)的规划问题, 得到发动机参数不确定模型。

2 DGEN380 发动机模型辨识结果分析

本节是对发动机参数不确定模型辨识方法的应用, 将该方法用于 DGEN380 发动机模型辨识。选取最大连续推力工况点作为稳态点。最大连续推力工况点的飞行高度为 3048 m, 飞行马赫数为 0.338, 油门杆角度 α_{pla} 为 74%。发动机状态向量 $\mathbf{x}$ 包含高、低压转子转速、高压压气机出口压力、低压涡轮出口压力、温度, 发动机输入向量为燃油流量, 如式(10)所示, 可知, $n=5, m=1$ 。

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^{\text{abs}} &= [N_1 \quad N_2 \quad P_3 \quad P_5 \quad T_5]^T \\ \mathbf{u}^{\text{abs}} &= [\mathbf{W}_f] \quad (10) \end{aligned}$$

利用 DGEN380 发动机实验装置根据获取 DGEN380 发动机实验数据, 求解式(6)得到 DGEN380 发动机最大连续推力工况点的线性模型; 根据线性模型, 求解式(8)、式(9), 得到发动机参数不确定模型。通过最大连续推力工况点的摄动比较实验值、线性模型、发动机参数不确定模型的差异。最大连续推力工况点的线性模型由 NASA Glenn Research Center 给出, 该模型用于 DGEN380 发动机控制器设计、诊断算法设计^[18]。

2.1 DGEN380 发动机实验装置描述

实验装置分为实验台和操作台两部分。实验台如图 1 所示, 操作台如图 2 所示。实验台由 DGEN380 发动机、测量传感器、传感器线束和测试信号集成器(图中立柱)组成, 实验台主要实现 DGEN380 发动机运转、参数测量、信号传输等功能。操作台主要包含油门杆、DGEN380 发动机的 FADEC 控制器、影像屏等设备, 主要实现油门杆控制发动机状态、控制器计算发动机燃油量、显示屏显示发动机状态/参数数值、显示屏监控实验

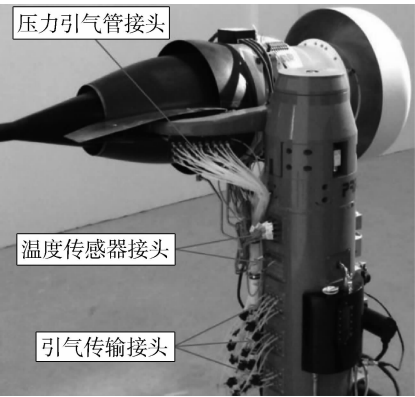


图 1 DGEN380 发动机实验台

Fig. 1 DGEN380 aero engine test bench



图 2 DGEN380 发动机操作台

Fig. 2 General view of the DGEN380 control desktop

2.2 DGEN380 发动机参数不确定模型辨识结果

在 DGEN380 发动机实验装置上进行状态响应实验,在 DGEN380 发动机最大连续推力工况点处($\alpha_{\text{pla}}=74\%$)操纵油门杆,发动机输入向量 u 为脉冲信号。

通过实验数据可求解式(6),得到 DGEN380 发动机在最大连续推力工况点的线性模型,模型的特征值如表 1 所示,矩阵 A 包含 5 个特征值,其中存在一对共轭复数特征值。

根据表 1 结果求解式(8)、式(9),得到 DGEN380 发动机在最大连续推力工况点的参数

表 1 DGEN380 线性模型的特征值表

Table 1 Eigenvalue of DGEN380 linear model

特征值 λ_i	数值
λ_1	-0.852
λ_2	-5.605
λ_3	-14.789+0.035j
λ_4	-14.789-0.035j
λ_5	-10.210

台状态等功能。

使用磁电式转速传感器测量 DGEN380 发动机的高低压转子转速,低压转速(N_1)传感器位于风扇机匣处,高压转速(N_2)传感器位于电动起动机。低压涡轮出口压力(P_5)由谐振式压力传感器测量,引气管将低压涡轮出口处的气流引出,使其流至测试信号集成器中的压力传感器。低压涡轮出口温度(T_5)由热电偶传感器测量,测量值通过线束传输至测试信号集成器。实验装置的详细描述可参见文献[8]。

在实验中,采样时间 $\Delta t=0.025\text{ s}$,选取采样点为 1000。

不确定模型,模型的特征值上、下界如表 2 所示。由表 2,特征值的虚部超出范围,但查出部分较小,可以忽略。

表 2 DGEN380 参数不确定模型的特征值范围表

Table 2 Eigenvalue of DGEN380 parameter uncertain model

特征值 $\tilde{\lambda}_i$	最小值	最大值
$\tilde{\lambda}_1$	-2.175	-0.055
$\tilde{\lambda}_2$	-7.520	-2.186
$\text{Re}\{\tilde{\lambda}_3\}$	-65.125	-8.565
$\text{Im}\{\tilde{\lambda}_3\}$	0.042	0.068
$\text{Re}\{\tilde{\lambda}_4\}$	-65.125	-8.565
$\text{Im}\{\tilde{\lambda}_4\}$	-0.068	-0.042
$\tilde{\lambda}_5$	-22.055	-6.311

2.3 仿真实验结果对比

在 DGEN380 发动机实验装置上对发动机最大连续推力状态进行摄动。首先使发动机稳定在最大连续推力状态($\alpha_{\text{pla}}=74\%$),然后突然收回油

门杆至 $\alpha_{pla} = 64\%$ 的位置,记录发动机状态量的变化。同时,使用发动机线性模型、发动机参数不确定模型对上述过程进行仿真计算,并对三组结果进行比较。比较结果如图 3~图 7 所示。

由图可知,状态向量 x 各分量的变化趋势都是下降的,状态值自稳态点下降,下降过程中产生小幅震荡,逐渐平稳,最终稳定在 $\alpha_{pla} = 64\%$ 对应的状态。相比线性模型,发动机参数不确定模型计算结果与实验曲线吻合较好。当 $\Delta\alpha_{pla} = 10\%$ 时,线性模型的计算得到的状态量变化趋势与实验数据一致,但状态量的响应速度、稳态值与实验数据存在误差,曲线变化轨迹与实验曲线轨迹有

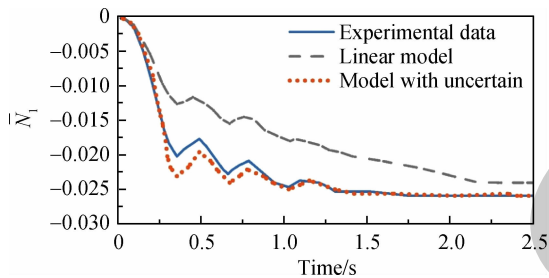


图 3 低压转子转速相对值的响应曲线
Fig. 3 Response curve of relative speed of low-pressure rotor

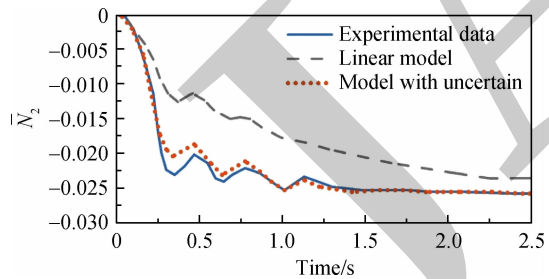


图 4 高压转子转速相对值的响应曲线
Fig. 4 Response curve of relative speed of high-pressure rotor

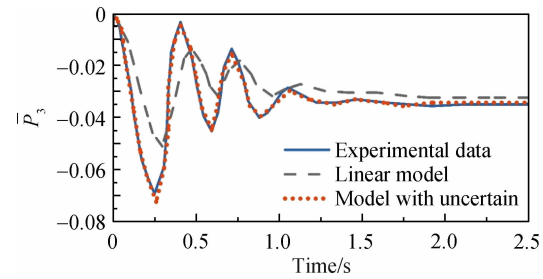


图 5 高压压气机出口压力相对值的响应曲线
Fig. 5 Response curve of the exit relative pressure of high-pressure compressor

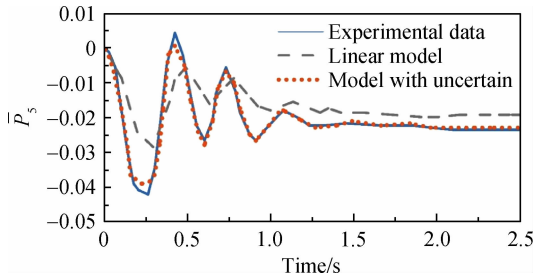


图 6 低压涡轮出口压力相对值的响应曲线
Fig. 6 Response curve of the exit relative pressure of high-pressure turbine

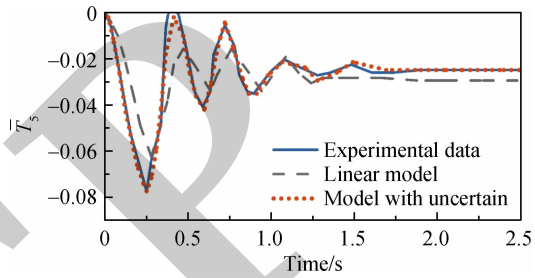


图 7 低压涡轮出口温度相对值的响应曲线
Fig. 7 Response curve of the exit relative temperature of low-pressure turbine

明显差别。发动机参数不确定模型的计算结果能够复现实验结果,状态量的响应速度、稳态值与实验结果差距较小。

发动机状态偏离稳态点导致各个状态参数发生变化,当发动机状态偏离稳态点较远时,状态参数变化较大,发动机状态量与输入量之间的对应关系不再是近似的线性关系。此时式(1)中的状态微分 f' 不能用状态点和稳态点间的斜率近似表示,两者有较大的差值,因此线性模型在发动机状态变化较大时,会发生模型失配。发动机参数不确定模型在线性模型的基础上增加对系数矩阵特征值变化范围的估计,能够在一定范围内抵消模型失配的影响。

线性模型、发动机参数不确定模型计算结果与实验的对比可知,在油门杆偏离 10% 的条件下,线性模型由于模型失配其计算结果与实验误差较大,发动机参数不确定模型计算结果能够较好的吻合实验结果。

2.4 发动机参数不确定模型误差分析

本节通过仿真和实验结合的方法分析 DGEN380 发动机参数不确定模型在最大连续推力工况点的有效使用范围。

定义参数 V_{dd} 和参数 V_e ,如式(11)、式(12)所

示。式中 $\bar{x}$ 表示相对值,上标 exp 表示实验数据, $\mathbf{W}$ 为权重矩阵。 V_{dd} 利用线性模型计算结果^[12] 与实验数据的差值反映发动机实际状态与工况点的偏差,该线性模型本身具有较宽的使用范围。 V_{dd}

$$V_{\text{dd}} = \sqrt{\sum_{k=1}^N [\bar{x}(k)^{\text{I}} - \bar{x}(k)^{\text{exp}}]^T \cdot \mathbf{W}(k) \cdot [\bar{x}(k)^{\text{I}} - \bar{x}(k)^{\text{exp}}]} \tag{11}$$

$$V_{\text{e}} = \text{Max}\{|\bar{x}(k)^{\text{I}} - \bar{x}(k)^{\text{exp}}|\} \tag{12}$$

$$\exists \delta > 0, \text{ s. t. } |V_{\text{dd}} - 0| < \delta \tag{13}$$

以发动机最大连续推力工况点 ($\alpha_{\text{pla}} = 74\%$) 为起点,利用仿真、实验结果分别计算 $\Delta\alpha_{\text{pla}}$ 等于 4%、7%、10%、13%、16%、19%、22% 时的 V_{dd} 值、 V_{e} 值。取 $\mathbf{W}(k) = \mathbf{I}_5$, 计算结果如图 8 所示 (其中 $\mathbf{I}_5$ 为 5 阶单位矩阵)。图中水平虚线指示了偏差为 1% 的位置。

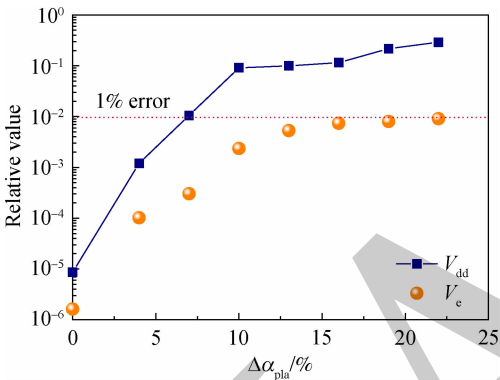


图 8 油门杆角度变化量与 V_{dd} 、 V_{e} 数值关系图

Fig. 8 Relation graph between α_{pla} and V_{dd} , V_{e}

由图 8 可知,随着 $\Delta\alpha_{\text{pla}}$ 的不断增大, V_{dd} 曲线明显上升;这表明工况点线性模型的失配程度随 $\Delta\alpha_{\text{pla}}$ 的增大而增加。当 $\Delta\alpha_{\text{pla}} = 7\%$ 时,线性模型计算的状态向量 $\mathbf{x}$ 偏离实际状态值的累计误差达到 1%;当 $\Delta\alpha_{\text{pla}} > 10\%$ 时,状态向量 $\mathbf{x}$ 偏离实际状态值的累计误差超过 10%。油门杆角度距离工况点越远,工况点的线性模型失配程度越严重。

图 8 中,随着 $\Delta\alpha_{\text{pla}}$ 的不断增大, V_{e} 值逐渐增加。发动机参数不确定模型计算结果与实验值的最大误差逐渐增加。但误差最大差值增加缓慢且最大误差值并未超过 1%。即图 8 中,8 个圆点都位于 1% 误差红线以下。当 $\Delta\alpha_{\text{pla}} < 22\%$ 时,参数不确定模型计算结果与实际发动机状态的偏差较小,能够在 1% 误差范围内模拟实际发动机状态。

3 结 论

本文提出一种航空发动机参数不确定模型辨识方法,该方法使用规划方法处理航空发动机模

值越小表明线性模型对发动机实际状态模拟得越准确。当发动机处于工况点状态时, V_{dd} 满足式 (13)。 V_{e} 计算了参数不确定模型的最大相对状态量误差。

型辨识问题,并考虑模型参数不确定性的影响。根据 DGEN380 实验数据辨识了 DGEN380 在最大连续推力工况点的参数不确定模型。通过计算对比了参数不确定模型、一种广泛用于控制器设计的 DGEN380 线性模型与实验数据的差异。对比结果表明,发动机参数不确定模型在最大连续推力工况点, $\Delta\alpha_{\text{pla}} = 10\%$ 条件下能够模拟实际发动机的变化。定义 V_{dd} 和 V_{e} 参数,分析发动机参数不确定模型的误差范围,分析结果表明,随着线性模型失配程度的加剧,发动机参数不确定模型误差增加缓慢且较小,当 $\Delta\alpha_{\text{pla}} < 22\%$ 时,能够在 1% 误差范围内模拟实际发动机状态。发动机参数不确定模型具备了线性模型形式简单、计算速度快的优点,且能够在发动机状态偏离工况点状态较大范围内保持较小的误差水平。

参考文献:

[1] LIU S, BAI J, WANG Q, et al. Tracking controller design for aero-engine based on improved multi-power reaching law of sliding mode control[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2019, 20(3): 722-731.

[2] GIMELI A, SANNINO R. Thermodynamic model validation of capstone C30 micro gas turbine[J]. Energy Procedia, 2017, 126: 955-962

[3] BAI Jie, LIU Shuai, WANG Wei. An integrated controller design for a small aero-engine[R]. Nanchang: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019.

[4] ZANDI N, NAGAMUNE R. Switching gain-scheduled proportional-integral-derivative electronic throttle control for automotive engines[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2018, 140 (7): 071015. 1-071015. 8.

[5] VAHID J M, SALEH M. An ISM-based CNF tracking controller design for uncertain MIMO linear systems with multiple time-delays and external disturbances[J]. Nonlinear Dynamics, 2015, 80(1): 591-613.

[6] IMANI A, MONTAZERI M. Improvement of min-max limit protection in aircraft engine control: an LMI approach [J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 68: 214-222.

[7] CHEN Wei, CAI Zhanchuan. Orthogonal polar V transforms and application to shape retrieval[J]. Journal of Vis-

ual Communication and Image Representation, 2016, 34(1): 146-152.

[8] BAI Jie, LIU Shuai, WANG Wei. The nonlinear single controller of DGEN380 aero engine design[J/OL]. [2019-05-10]. <https://doi.org/10.1155/2019/7209428>.

[9] DU X, RICHTER H, GUO Y. Multivariable sliding-mode strategy with output constraints for aeroengine propulsion control[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2016, 39(7):1631-1642.

[10] LU F, JU H F, HUANG J Q. An improved extended Kalman filter with inequality constraints for gas turbine engine health monitoring[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 58:36-47.

[11] LIU X F, YUAN Y. Nonlinear system modeling and application based on system equilibrium manifold and expansion model[J]. Journal of Computational and Nonlinear Dynamics, 2014, 9(2):021013. 1-021013. 17.

[12] 苗卓广, 谢寿生, 何秀然, 等. 自适应 PSO 网络整定的航空发动机全程滑模控制[J]. 推进技术, 2011, 32(2): 220-224, 234.

MIAO Zhuoguang, XIE Shousheng, HE Xiuran, et al. Global sliding mode control for aeroengine based on PSO network[J]. Journal of Propulsion Technology, 2011, 32(2): 220-224, 234. (in Chinese)

[13] 苗卓广, 谢寿生, 王海涛, 等. 基于 RBF 网络的航空发动机滑模控制[J]. 航空动力学报, 2010, 25(12):2821-2826.

MIAO Zhuoguang, XIE Shousheng, WANG Haitao, et al. Terminal sliding mode controller for aero-engine based on RBF neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(12):2821-2826. (in Chinese)

[14] TSAI C H, CHUNG H Y, YU F M. Neuro-sliding mode control with its applications to seesaw systems[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(1):124-134.

[15] 杜宪, 郭迎清, 孙浩, 等. 基于滑模控制的航空发动机多变量约束管理[J]. 航空学报, 2016, 37(12):3657-3667.

DU Xian, GUO Yingqing, SUN Hao, et al. Sliding mode control based multivariable limit management for aircraft engine[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(12):3657-3667. (in Chinese)

[16] PLESTAN F. Sliding mode control with gain adaptation-application to an electropneumatic actuator[J]. Control Engineering Practice, 2013, 21(5):679-688.

[17] JEAN L. Global optimization with polynomials and the problem of moments[J]. SIAM Journal on Optimization, 2001, 11(3):796-817.

[18] KIEU C, SENGUL T, WANG Q, et al. On the Hopf (double Hopf) bifurcations and transitions of two-layer western boundary currents[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2018, 65:196-215.

(编辑:张 雪)