

基于 LMI 和离散模型的航空发动机压气机 传感器鲁棒故障诊断

贺 琛¹, 张小栋¹, Patton R J²

(1. 西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710072;

2. Control and Intelligent Systems Engineering, Faculty of Science,
University of Hull, Hull HU6 7RX, United Kingdom)

摘 要: 针对航空发动机压气机健康监测提出了一种基于线性矩阵不等式(LMI)和 H_∞ 优化理论的航空发动机压气机传感器鲁棒故障诊断的方法. 在航空发动机具有模型不确定性和外界噪声的情况下,应用基于神经网络的线性拟合方法实现航空发动机压气机离散模型的建立;并通过 LMI 和 H_∞ 优化问题的求解得到未知输入观测器的设计参数,实现具有强鲁棒性的传感器故障诊断. 该方法比以前研究中未知输入观测器故障诊断方法的优点在于能够同时处理模型不确定性和外界噪声. 应用 ALSTOM 公司提供的燃气涡轮压气机模型进行了仿真验证,在压气机具有白噪声模型误差和正弦外界干扰的情况下,实现对小于测量范围 2% 的传感器故障的检测和诊断.

关 键 词: 线性矩阵不等式; 航空发动机离散模型; 压气机; 传感器鲁棒故障诊断; 未知输入观测器;
 H_∞ 优化

中图分类号: V231

文献标志码: A

Robust fault diagnosis for aero-engine compressor sensor based on LMI and discrete model

HE Chen¹, ZHANG Xiao-dong¹, Patton R J²

(1. School of Power and Energy,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Control and Intelligent Systems Engineering, Faculty of Science,
University of Hull, Hull HU6 7RX, United Kingdom)

Abstract: A robust fault diagnosis approach for aero-engine compressor sensor based on the linear matrix inequality (LMI) and the H_∞ optimization theory was presented for aero-engine compressor health monitoring. The aero-engine compressor discrete model was obtained by using the linear fitting approach based on the neural network in consideration of both the uncertainties of model and noise. The design parameters of unknown input observer (UIO) were obtained by solving LMI and H_∞ optimization for fault diagnosis of sensor with strong robustness. The main advantage of this approach lies in that it can handle both uncertainties of model and noise simultaneously compared with fault diagnosis approach of UIO existing. The numerical simulation was conducted by using the gas turbine compressor model provided by ALSTOM Company. The result shows that less than 2% sensor fault can be

收稿日期:2013-02-01

基金项目:国家留学基金管理委员会公派留学生资助项目

作者简介:贺琛(1987—),男,陕西西安人,博士生,主要从事航空发动机控制和故障诊断研究.

detected under white noise modeling uncertainty and sinusoidal external disturbance.

Key words: linear matrix inequality; aero-engine discrete model; compressor; robust sensor fault diagnosis; unknown input observer; H_∞ optimization

随着航空发动机分布式控制技术和全权限数字电子控制(FADEC)的发展,控制器中有更多的空间完成部件级控制 and 健康监测. 而压气机作为航空发动机的核心部件之一,其工作状态对整个发动机的正常运行有着重要作用. 如果压气机不能正常工作以至于发生喘振,将可能导致叶片断裂、结构损坏、燃烧室超温和航空发动机熄火等严重故障,因此对其进行实时监控是必要的. 与此同时,在对压气机进行健康监测时,需要可靠性好、精度高的网络化传感器对其状态实时反馈,因此网络化智能传感器的研究也成为提高压气机测控性能必不可少的一部分^[1]. 而在智能传感器的研究中,由于压气机复杂的结构和长期处于恶劣的工作环境,其所受不均匀压力场最大可达 3 MPa,不均匀温度场最高可达 800 K,使得传感器易发生故障,导致健康监测系统失效,因此其故障检测和诊断显得尤为重要.

近年来,国内外有许多针对航空发动机系统传感器的故障诊断研究^[2-4],但研究中大多是采用基于统计的诊断方法. 这种方法需要大量的数据样本,而航空发动机的数据,尤其是传感器故障的数据却很难获取. 而与此同时,基于模型的故障诊断方法得到了广泛的关注和应用^[5],Chen 和 Patton 等已经成功地将基于模型的故障诊断方法应用到了 17 阶航空发动机模型的故障诊断研究中,该方法中所应用的基于未知输入观测器(UIO)理论的故障诊断方法对于模型的不确定性有很强的鲁棒性^[6].

与此同时,国内外基于模型的航空发动机鲁棒故障诊断也已有很多研究成果. 主要研究方向分为系统模型的辨识和搭建,以及鲁棒观测器的选择、建立和优化. 其中建模方法的应用和选择主要分为以下几类,包括应用机理建模的非线性模型^[7]、线性模型^[8]、降阶线性模型^[6]、线性参数变化模型等^[9]. 但很少有文献中应用局部离散模型进行故障诊断的研究. 而离散模型在工程中的应用更符合工程实际,并且存在一些独有的特性有利于故障诊断和观测器的设计. 另一方面,鲁棒观测器的推导和建立,以及利用 LMI 和 H_∞ 优化等工具和方法满足观测器的稳定性和鲁棒性也成为

研究航空发动机智能传感器故障诊断中的关键问题,而这些方面国内目前的研究成果还很少,因此也成为值得关注的研究方向.

本文正是在这样的背景下,研究了基于航空发动机压气机离散模型的传感器鲁棒故障诊断算法,研究内容主要包括:航空发动机压气机建模,得到压气机离散状态空间模型;在模型具有不确定性的情况下进行基于 LMI 的 UIO 的推导和设计;在系统同时具有模型不确定性和外界干扰的情况下,应用 H_∞ 优化问题的求解进行鲁棒 UIO 的推导和设计;通过法国 ALSTOM 公司所提供的燃气涡轮发动机数据的仿真,验证了这种方法的可行性和鲁棒性.

1 航空发动机压气机离散模型

航空发动机是复杂的非线性耦合气动热力部件,如图 1 所示. 在航空发动机控制系统建模中,由于考虑发动机的整体控制性能和各部件的耦合关系,需要通过顺次描述发动机主要部件的工作微分方程和代数方程,然后根据发动机的平衡关系式建立各部件之间的联系,得到发动机数学模型. 而在发动机部件级健康监测系统中,由于不需要考虑整体性能,因此仅关注反映该部件工作情况的模型.

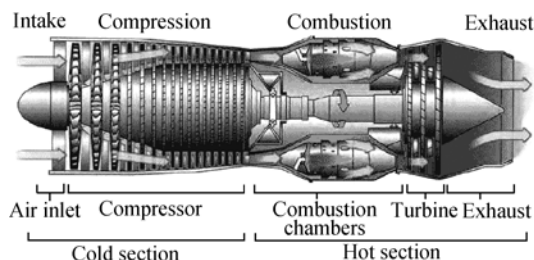


图1 航空发动机气动热力示意图

Fig. 1 Sketch of aero-engine aero-thermodynamics

通过文献 [2, 5, 10] 可知目前对航空发动机单个部件的建模和模型应用研究还很少,然而在分布式控制、部件级故障诊断以及主动容错控制等先进发动机精确稳定控制的应用研究中单个部件的模型是必不可少的. 因此本文首先根据反映

压气机工作情况的气动热力学方程从单轴发动机整体模型中分离出压气机的非线性模型. 该模型的输入为 p_2, T_2, ω_1, p_3 , 分别代表压气机进口压力 (N/m^2)、进口温度 (K)、转速 (rad/s) 和出口压力 (N/m^2); 输出为 $\dot{m}_3, T_3, q_c$, 分别代表压气机出口流量 (kg/s)、出口温度 (K) 和转矩 ($\text{N} \cdot \text{m}$). 本文所选择的压气机模型的 3 个输出量是在综合考虑了压气机工作原理的基础上得到的能够反映其运行状态的参数. 首先, 压气机出口流量 $\dot{m}_3$ 变化的检测可以预测喘振的发生, 并可通过对模型输入的控制进行及时调节, 如打开放气阀调节压气机出口压力 p_3 . 其次, 压气机出口温度 T_3 既是反映压气机工作状态的重要动态参数, 同时可以预测燃烧室超温情况. 最后, 压气机转矩 q_c 的检测可以反映压气机的功率和效率, 从而动态反映压气机的工作情况. 而所选的 4 个输入量也是发动机模型中常选的输入量, 即温度、转速和压力. 其中同时选择进口压力和出口压力作为输入是将增压比也考虑为一个输入因素.

首先根据压气机内流量平衡方程, 得到其出口流量方程为

$$KA_2 \frac{p_2}{\sqrt{T_2}} \dot{m}(\lambda_2) = KA_3 \frac{p_3}{\sqrt{T_3}} \dot{m}(\lambda_3)$$

$$\dot{m}_3 = f\left(\frac{p_3}{p_2}, \frac{\omega_1}{\sqrt{T_2}}\right) \frac{p_2}{\sqrt{T_2}}$$

其中 $\dot{m}(\lambda_2), \dot{m}(\lambda_3)$ 分别表示压气机的进口流量和出口流量; 出口流量可简化表示为 $\dot{m}_3$; K 为常数; A_2, A_3 是已知的压气机截面面积; f 表示非线性函数.

压气机出口的温度方程如下:

$$T_3 = T_2 [1 + (\pi_{cl}^\kappa - 1) / \eta_{cl}]$$

$$\eta_{cl} = \varphi\left(\frac{p_3}{p_2}, \frac{\omega_1}{\sqrt{T_2}}\right)$$

其中 π_{cl} 是出口压力与进口压力之比 p_3/p_2 , φ 为非线性函数, κ 为等熵指数.

压气机转矩方程如下:

$$q_c = \eta \cdot \dot{m}(\lambda_3) \cdot (T_3 - T_2) / \omega_1$$

其中 η 为压气机的效率参数.

通过以上方程可得, 表征压气机工作状况的流量、温度和转矩参数是前面分析的 4 个输入参数的非线性函数, 通过与转速的动态关系可以进一步得到其动态模型. 然而现代控制和故障诊断方法还很难直接应用于非线性模型. 为了进一步进行传感器的故障诊断和 UIO 的设计, 还需要得

到压气机的线性模型. 因此本文采用被广泛研究的利用大量的输入输出数据对压气机非线性模型在不同稳态平衡点处进行拟合建模的方法^[10].

由压气机气动热力学方程可知压气机可被简化为一个 4 输入 3 输出系统, 并且其动态变化主要依赖转速的变化, 因此可在不同转速平衡点处应用模型小偏差数据辨识离散状态空间模型. 本文选用基于神经网络的线性拟合方法辨识该模型, 即将 4 个输入设置为神经网络的输入层, 将 3 个输出设置为输出层, 由于篇幅限制, 具体实现方法可参考文献[2].

在本文中, 线性状态空间模型的输入和输出已经确定, 因此关键在于状态变量的选取. 通过前述对输出参数的分析, 可知其梯度变化对反映压气机的工作状态有重要意义并且符合发动机建模中对状态量具有明确物理意义的要求, 因而本文选择输出变量同时作为状态空间模型的状态变量, 并且这种选择使系统满足能观性要求, 为后续观测器的设计提供了保证. 应用这种思路的建模中需要加入中间变量进行相似变换的改进, 使所需要的状态变量系统得到识别. 具体方法是将解析模型的输入和输出作为状态空间模型的输入变量与状态变量进行模型辨识, 建立状态方程如下:

$$p_{k+1} = Ap_k + Bu_k$$

$$x_k = Cp_k$$

其中

$$u_k = [p_2 \quad T_2 \quad \omega_1 \quad p_3]^T, \quad x_k = [\dot{m}_3 \quad T_3 \quad q_c]^T$$

p_k 为任意选定的中间变量, 其仅为保证所得状态空间模型的精度, 并无实际物理意义. 将通过相似变换消去此中间变量, 具体做法如下:

$$p_k = C^{-1} x_k$$

$$C^{-1} x_{k+1} = AC^{-1} x_k + Bu_k$$

$$x_{k+1} = CA_k C^{-1} x_k + CB_k u_k$$

压气机模型中选择 $y_k = x_k = [\dot{m}_3 \quad T_3 \quad q_c]^T$, 可由下式得到压气机线性离散模型的参数:

$$\tilde{A}_k = CA_k C^{-1}$$

$$\tilde{B}_k = CB$$

$$\tilde{C}_k = I$$

$$\tilde{D}_k = 0$$

利用以上方法, 可在 ALSTOM 模型中通过实验验证所建模型的精度. 如图 2 所示, 为压气机模型和传感器故障诊断结构图.

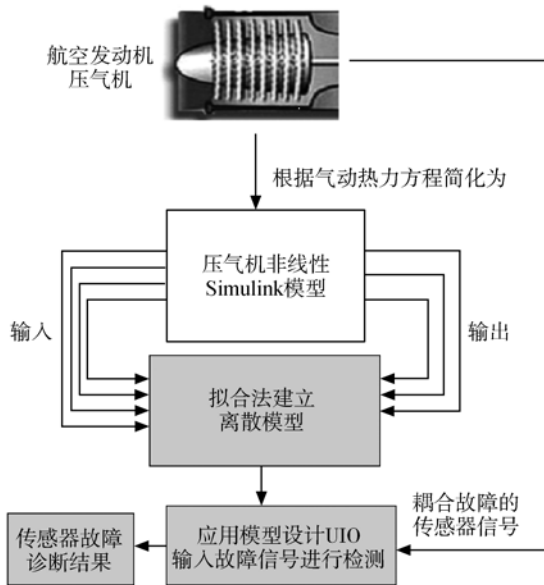


图2 压气机模型和传感器故障诊断结构图

Fig. 2 Compressor model and sensor fault diagnosis diagram

2 基于 H_∞ 优化的传感器鲁棒故障诊断

2.1 传感器故障诊断的离散 UIO 设计

通过任何建模方法得到的模型都不可能完全精确于系统的实际模型,因此存在模型不确定性或建模误差是不可避免的,这也正是本文采用 UIO 进行传感器故障诊断的原因.针对第1部分航空发动机压气机的建模,压气机的离散模型描述为下式:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{E}\mathbf{d}_k \quad \mathbf{y}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k \quad (1)$$

其中 $\mathbf{d}_k$ 表示模型不确定量, $\mathbf{E}$ 表示其分布矩阵,则离散系统的 UIO 结构如下式所示^[11]:

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{k+1} &= \mathbf{F}\mathbf{z}_k + \mathbf{T}\mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{K}\mathbf{y}_k \\ \hat{\mathbf{x}}_{k+1} &= \mathbf{z}_{k+1} + \mathbf{H}\mathbf{y}_{k+1} \end{aligned} \quad (2)$$

状态估计误差为

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k \quad (3)$$

可推出

$$\mathbf{e}_{k+1} = \mathbf{x}_{k+1} - (\mathbf{z}_{k+1} + \mathbf{H}\mathbf{y}_{k+1})$$

将离散模型式(1)和 UIO 方程式(2)代入状态估计误差式(3)中,可做如下推导:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_{k+1} &= (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{x}_{k+1} - [\mathbf{F}\mathbf{z}_k + \mathbf{T}\mathbf{B}\mathbf{u}_k + (\mathbf{K}_1 + \mathbf{K}_2)\mathbf{y}_k] = \\ &= \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{T}_{k+1}\mathbf{B}\mathbf{u}_k - \mathbf{F}(\mathbf{x}_k - \mathbf{e}_k - \mathbf{H}\mathbf{y}_k) - \mathbf{K}_1\mathbf{C}\mathbf{x}_k - \mathbf{K}_2\mathbf{y}_k = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\mathbf{F}\mathbf{e}_k - [\mathbf{F} - (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{A} + \mathbf{K}_1\mathbf{C}]\mathbf{x}_k + \\ &(\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{E}\mathbf{d}_k - (\mathbf{K}_2 - \mathbf{F}\mathbf{H})\mathbf{y}_k - \\ &[\mathbf{T} - (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})]\mathbf{B}\mathbf{u}_k \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{K} = \mathbf{K}_1 + \mathbf{K}_2$.

由 UIO 状态估计误差的推导中可以看出,为满足误差的鲁棒性,可以使 $\mathbf{e}_{k+1}$ 仅与 $\mathbf{F}$ 有关系,即只要保证下式成立即可:

$$\begin{aligned} \mathbf{E} &= \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{E} & \mathbf{T} &= \mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C} \\ \mathbf{F} &= \mathbf{A} - \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{A} - \mathbf{K}_1\mathbf{C} \\ \mathbf{K}_2 &= \mathbf{F}\mathbf{H}_k \end{aligned} \quad (5)$$

对于上述方程组的求解,关键在于第1个方程,其解为

$$\mathbf{H} = \mathbf{E}(\mathbf{C}\mathbf{E})^+$$

通过对式(5)的求解,可得状态估计误差被解耦为仅与 $\mathbf{F}$ 相关.当传感器发生故障时,故障诊断的残差可表示为式(6)

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{C}\mathbf{e}_k + \mathbf{f}_k \quad (6)$$

由式(6)可得当 $\mathbf{F}$ 的特征值都小于零时,残差仅表示故障的特性.因此采用 LMI 方法配置 $\mathbf{F}$ 的特征值,建立误差方程的李亚普诺夫方程如下:

$$\mathbf{F} = \mathbf{A} - \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{A} - \mathbf{K}_1\mathbf{C}$$

假设存在正定对称矩阵 $\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2$, 李亚普诺夫函数 V_k , 其中 $\mathbf{P}_1 = \mathbf{P}_1^T > 0, \mathbf{P}_2 = \mathbf{P}_2^T > 0, V_k = \mathbf{x}_k^T \mathbf{P}_1 \mathbf{x}_k + \mathbf{e}_k^T \mathbf{P}_2 \mathbf{e}_k$, 可做如下推导,由于篇幅限制,下面的推导中将省略下标.

$$\begin{aligned} V_{k+1} - V_k &= \mathbf{x}_{k+1}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k^T \mathbf{P}_1 \mathbf{x}_k + \mathbf{e}_{k+1}^T \mathbf{P}_2 \mathbf{e}_{k+1} - \mathbf{e}_k^T \mathbf{P}_2 \mathbf{e}_k = \\ &= (\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{E}\mathbf{d})^T \mathbf{P}_1 (\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{E}\mathbf{d}) - \mathbf{x}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{x} + [(\mathbf{A} - \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{A} - \mathbf{K}_1\mathbf{C})\mathbf{e}]^T \cdot \\ &\quad \mathbf{P}_2 (\mathbf{A} - \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{A} - \mathbf{K}_1\mathbf{C})\mathbf{e} = \\ &= \mathbf{x}^T (\mathbf{A}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{A} - \mathbf{P}_1) \mathbf{x} + \mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{B} \mathbf{u} + \\ &\quad \mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{E} \mathbf{d} + \mathbf{u}^T \mathbf{B}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{u}^T \mathbf{B}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{B} \mathbf{u} + \\ &\quad \mathbf{u}^T \mathbf{B}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{E} \mathbf{d} + \mathbf{d}^T \mathbf{E}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{d}^T \mathbf{E}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{B} \mathbf{u} + \\ &\quad \mathbf{d}^T \mathbf{E}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{E} \mathbf{d} + \mathbf{e}^T (\mathbf{A} - \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{A} - \mathbf{K}_1\mathbf{C})^T \cdot \\ &\quad \mathbf{P}_2 (\mathbf{A} - \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{A} - \mathbf{K}_1\mathbf{C})\mathbf{e} - \mathbf{e}^T \mathbf{P}_2 \mathbf{e} \end{aligned} \quad (7)$$

于是式(7)等价于式(8).

$$\begin{aligned} V_{k+1} - V_k &= \begin{Bmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{e} \\ \mathbf{u} \\ \mathbf{d} \end{Bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{A}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{A} - \mathbf{P}_1 & \mathbf{0} & \mathbf{A}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{B} & \mathbf{A}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{E} \\ \mathbf{0} & \mathbf{\Omega} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{B}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{A} & \mathbf{0} & \mathbf{B}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{B} & \mathbf{B}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{E} \\ \mathbf{E}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{A} & \mathbf{0} & \mathbf{E}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{B} & \mathbf{E}^T \mathbf{P}_1 \mathbf{E} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{e} \\ \mathbf{u} \\ \mathbf{d} \end{Bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\mathbf{\Omega} = (\mathbf{A} - \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{A} - \mathbf{K}_1\mathbf{C})^T \cdot$$

$$\mathbf{P}_2 (\mathbf{A} - \mathbf{H}\mathbf{C}\mathbf{A} - \mathbf{K}_1\mathbf{C}) - \mathbf{P}_2$$

因此使式(9)中的线性不等式成立,即可求得 F 中的未知参数,从而完成 UIO 的设计.在求解中,需要对 Ω 做进一步处理,即应用 S 补定理^[12] 对其进行解耦,并将 $K_1 P_2$ 看作一个组合变量,如下式所示:

$$\begin{aligned}\Omega &= (A - HCA - K_1 C)^T P_2^T P_2^{-1} \cdot \\ &P_2 (A - HCA - K_1 C) - P_2 < 0 \\ \Omega < 0 &\Leftrightarrow\end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} -P_2 & P_2(A - HCA - K_1 C) \\ P_2(A - HCA - K_1 C) & -P_2 \end{bmatrix} < 0$$

其求解过程可以应用软件 Matlab 中 LMI 工具箱的 feasp 函数.

$$\begin{bmatrix} A^T P_1 A - P_1 & 0 & A^T P_1 B & A^T P_1 E \\ 0 & \Omega & 0 & 0 \\ B^T P_1 A & 0 & B^T P_1 B & B^T P_1 E \\ E^T P_1 A & 0 & E^T P_1 B & E^T P_1 E \end{bmatrix} < 0 \quad (9)$$

离散 UIO 的设计可以实现在压气机离散模型存在误差的情况下进行传感器的故障检测和诊断,但其也存在不足之处.首先,应用 LMI 工具箱中的 feasp 函数得到的仅为可行解而并非最优,其性能还可以进一步优化;其次,该方法不适用于当系统存在外界干扰噪声的情况.因此应用 H_∞ 优化理论对传感器的鲁棒故障诊断进行进一步讨论和设计.

2.2 H_∞ 传感器鲁棒故障诊断观测器的设计

根据已建立的压气机离散模型,可以得到带有干扰和模型不确定性的离散状态空间模型如下:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k + Ed_k + Gw_k \\ y_k &= Cx_k + Dw_k\end{aligned} \quad (10)$$

其中 x_k 表示状态, u_k 和 y_k 表示已知的输入和输出, d_k 和 w_k 被定义为模型不确定误差和有界的干扰信号.同时定义 (C, A) 是可观测的.

根据本文所要应用的 UIO 理论^[11],观测器的形式如下式所示:

$$\begin{aligned}z_{k+1} &= Fz_k + TBu_k + Ky_k \\ \hat{x}_k &= z_k + Hy_k\end{aligned} \quad (11)$$

式(11)中的 UIO 结构和参数的选择就是本节中将要讨论设计的重点.联立两式可以得到状态估计误差,如式(12)所示,其中 $e_k = x_k - \hat{x}_k$, $p_k = [w_k \quad v_k]^T$ 并且 $v_k = w_{k+1}$.

$$\begin{aligned}e_{k+1} &= x_{k+1} - \hat{x}_{k+1} = (A - HCA - K_1 C) e_k + Rp_k \\ e_k &= C_1 e_k\end{aligned} \quad (12)$$

由以上推导可得,利用 UIO,已经解耦模型

不确定性对于估计误差的影响.但值得注意的是,外界干扰对于观测误差的影响依然存在,因此本节采用 H_∞ 优化的方法最小化外界干扰对于观测误差的影响^[13].具体描述如下:

假定对于残差的生成未加入任何加权矩阵,则残差和外界干扰之间的关系为

$$G_{rp}(z) = C_1(zI - A + HCA + K_1 C)R \quad (13)$$

当传感器发生故障时,故障信号将直接影响估计误差并导致残差的变化,但同时残差也会因为外界干扰发生变化而导致故障检测的结果不准确.因此本节所要解决的问题是在不影响故障信号对残差影响的前提下,通过最优化的方法将外界干扰对残差的影响最小化.本文将此最优化问题结合 LMI 表达为一个次优化问题的求解,如下式所示:

$$\begin{aligned}J_1(K_1) \\ J_1 = \|G_{rp}(z)\|_\infty < \gamma\end{aligned} \quad (14)$$

因此,具体的解决方法是通过 H_∞ 优化算法的应用求解 K_1 ,使其满足式(15)稳定的同时保证式(16)中的次优化条件.

$$\begin{aligned}e_{k+1} &= x_{k+1} - \hat{x}_{k+1} = \\ &(A - HCA - K_1 C) e_k + \\ &[(I - HC)G - K_1 D] w_k - HDv_k = \\ &A_1 e_k + [(I - HC)G - K_1 D \quad -HD] \begin{bmatrix} w_k \\ v_k \end{bmatrix} = \\ &A_1 e_k + Rp_k \\ &J(K)\end{aligned} \quad (15)$$

$$\sup \frac{\|e\|}{\|p\|} = \|G_{ep}(z)\|_\infty < \lambda \quad (16)$$

最优化问题的求解和 UIO 理论的应用,可以得到观测器的所有参数,并需要按照以下注意事项完成鲁棒传感器故障诊断方法的设计:① E 矩阵是通过建模误差进行计算的,并通过 E 矩阵可以求得观测器中的未知参数 H, T ;② 在通过 H_∞ 优化方法得到 K_1 后,可以求得观测器中的未知参数 F, K .

由以上分析可得,本节中的观测器设计问题的核心在于如何计算矩阵 K_1 使其保证外界干扰对于残差的响应达到最小^[14-15].为解决这个问题,本文提出以下定理:

定理 1 如果存在正定对称矩阵 P 、矩阵 $Y = P \cdot K_1$ 和 $\gamma > 0$,使得线性矩阵不等式(17)成立,那么该线性矩阵不等式的解 K_1 将满足 $\|G(z)\|_\infty < \gamma$.

$$\begin{bmatrix} -P & 0 & 0 & P(A-HCA)-YC & C \\ 0 & -\gamma^2 I & 0 & PTG-YD & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I & P(-HD) & 0 \\ P(A-HCA)-YC & PTG-YD & P(-HD) & -P & 0 \\ C & 0 & 0 & 0 & I \end{bmatrix} < 0 \quad (17)$$

证明

误差方程式(12)可被描述为以下系统:

$$\begin{aligned} e_{k+1} &= A_1 e_k + R p_k \\ z_k &= C e_k \end{aligned}$$

其中 $C=I$, 并且 $G(z)=C(zI-A_1)^{-1}R$

因此, 以下不等式是等价的:

$$1) \|G(z)\|_\infty < \gamma$$

$$2) \begin{bmatrix} P & 0 \\ 0 & \gamma^2 I \end{bmatrix} > \begin{bmatrix} A & R \\ C & 0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} P & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & R \\ C & 0 \end{bmatrix}$$

这里只证明 2) 到 1) 的等价推导.

如果存在正定对称矩阵 P 并且 2) 不等式是成立的, 那么必定存在正实数 ξ , 并且 $0 < \xi < 1$, 使得不等式(18)成立.

$$\begin{bmatrix} P & 0 \\ 0 & (1-\xi)\gamma^2 I \end{bmatrix} > \begin{bmatrix} A & R \\ C & 0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} P & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & R \\ C & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

假设 $V_k = e_k^T P e_k$, $\Delta V_k = V_{k+1} - V_k$, 并且 $J_k = \|z_k\|^2 - (1-\xi)\gamma^2 \|p_k\|^2$, 则

$$\begin{aligned} J_k &= [\|z_k\|^2 - (1-\xi)\gamma^2 \|p_k\|^2 + \Delta V_k] - \Delta V_k = \\ & \begin{bmatrix} e_k \\ p_k \end{bmatrix}^T \left(\begin{bmatrix} C & 0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} C & 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} P & 0 \\ 0 & (1-\xi)\gamma^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} A & R \\ C & 0 \end{bmatrix}^T P \begin{bmatrix} A & R \\ C & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} e_k \\ p_k \end{bmatrix} - \Delta V_k = \\ & \begin{bmatrix} e_k \\ p_k \end{bmatrix}^T \left(\begin{bmatrix} A & R \\ C & 0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} P & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & R \\ C & 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} P & 0 \\ 0 & (1-\xi)\gamma^2 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} e_k \\ p_k \end{bmatrix} - \Delta V_k \end{aligned} \quad (19)$$

将式(18)代入其中, 可以推出式(19)中 $J_k < -\Delta V_k$. 通过从 $k=0$ 到 $k=n$ 的累加, 输出的干扰能量方程表示为式(20). 需要注意的是这里的干扰能量是有界的.

$$\sum_{k=0}^n \|z_k\|^2 < (1-\xi)\gamma^2 \sum_{k=0}^n \|p_k\|^2 - V_{n+1}$$

$$\|z\|_2^2 < (1-\xi)\gamma^2 \|p\|_2^2 < \gamma^2 \|p\|_2^2 \quad (20)$$

所以 $\|G(z)\|_\infty < \gamma$ 得到了证明.

因为干扰矩阵可表示为下式:

$$R = [(I-HC)G - K_1 D \quad -HD] = [R_1 \quad R_2]$$

同时应用 S 补定理^[15], 2) 可以被改写为

$$\begin{bmatrix} -P & 0 & 0 & PA_1 & C \\ 0 & -\gamma^2 I & 0 & PR_1 & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I & PR_2 & 0 \\ PA_1 & PR_1 & PR_2 & -P & 0 \\ C & 0 & 0 & 0 & I \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} -P & 0 & 0 & P(A-HCA-K_1 C) & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I & 0 & P(TG-K_1 D) & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I & P(-HD) & 0 \\ P(A-HCA-K_1 C) & P(TG-K_1 D) & P(-HD) & -P & 0 \\ C & 0 & 0 & 0 & I \end{bmatrix} < 0$$

证毕.

注意: 可以应用软件 Matlab 中 LMI 工具箱的 mincx 函数解决此最优化问题. 为了保证 A_1 稳定, 可应用离散李亚普诺夫方程, 增加一个线性矩阵不等式进行联立求解.

3 仿真实验验证

首先, 应用第 1 节中所提出的离散建模方法, 对 ALSTOM 公司提供的燃气涡轮发动机压气机部分进行建模, 为了验证算法的有效性, 本文仅在

转速为1660 rad/s 稳态点附近得到状态模型参数,如下:

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 0.6603 & -0.0281 & 0.0017 \\ 2.9479 & 0.9779 & -0.0099 \\ 7.8983 & -0.7215 & 0.9608 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_k =$$

$$\begin{bmatrix} -0.0069 & 1.8773 & 0.1979 & -1.3261 \times 10^{-4} \\ 0.0101 & -2.9510 & -0.2175 & 1.4617 \times 10^{-4} \\ 0.0352 & -9.3277 & -0.7718 & 7.0548 \times 10^{-4} \end{bmatrix}$$

应用上述模型参数仿真计算压气机状态响应如图3所示,通过与实际非线性模型的输出对比,可知该模型与实际非线性模型存在一定误差.应用模型误差,可计算出该模型下的模型不确定矩阵^[11] $\mathbf{E} = [1 \ 1.8 \ 300]$.下面应用本文2.2节的方法,进行传感器故障诊断的设计.

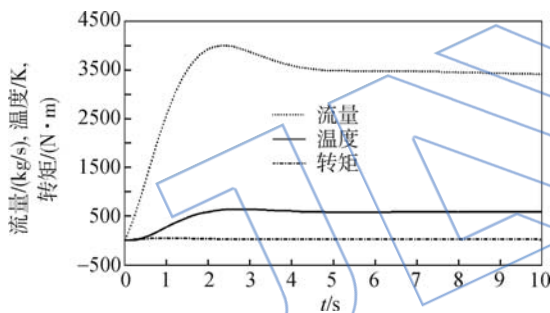


图3 压气机状态响应估计

Fig. 3 Compressor state response estimation

在对输出进行测量时,温度的测量可采用航空发动机常用的热电偶温度传感器;流量的测量可采用涡轮流量计或光纤流量传感器;转矩的测量可采用由测扭应变片组成应变电桥的扭矩传感器.而在这3种传感器中,热电偶温度传感器由于其测量范围大,精度偏低.因此本文中选择温度传感器的精度为传感器的整体精度,在传感器精度允许范围之内,加入尽可能小的故障信号进行故障诊断算法的验证.

本文采用的 H_∞ 优化方法是抑制从噪声到输出之间的传递函数的增益,实际上是在所有频率范围内抑制其传递函数的最大增益,由此可知噪声的频率可为固定频率也可覆盖整个频域.因此为验证本文提出的故障诊断方法的鲁棒性,在软件 Simulink 仿真中加入功率为1的白噪声信号

作为模型误差,并且加入流量幅值为1的固定频率正弦信号作为干扰,干扰矩阵 $\mathbf{G} = \mathbf{D} = [1 \ 1 \ 1]$.模型不确定性信号和干扰信号如图4所示.

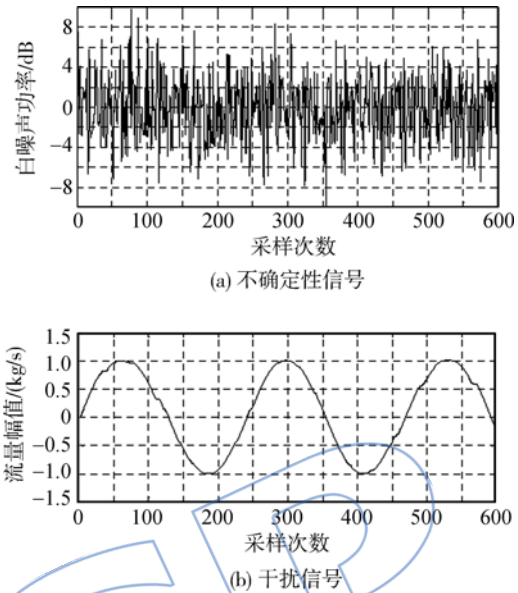


图4 不确定性信号和干扰信号

Fig. 4 Uncertainty signal and disturbance signal

通过以上分析和本文中提出的定理1计算UIO的参数,完成传感器鲁棒故障诊断算法的设计.在此基础上,对系统加入故障信号,进行仿真验证.由压气机温度范围可选择K型热电偶作为温度传感器,而其精度一般在0.5~1级,即其精度为0.5%~1%,同时还会在测量中存在一定程度漂移.由此可知,在系统运行过程中,低于2%的故障较难检测,因此在本文的故障自检测仿真中针对流量传感器(测量范围为0~30 kg/s)和温度传感器(测量范围为0~500 K)分别加入低于2%的故障进行检测.图5为流量传感器加入幅值为0.5 kg/s的正弦故障信号和利用本文中方法得到的残差信号;图6为温度传感器中6~30 s加入

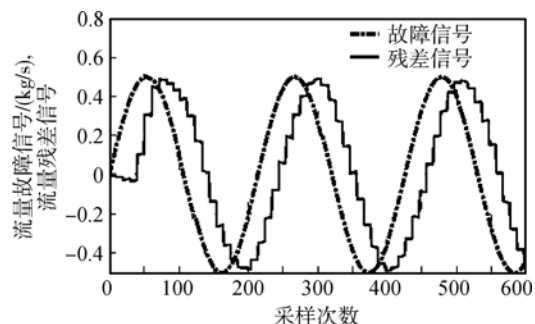


图5 流量传感器故障诊断

Fig. 5 Fault diagnosis for mass flow sensor

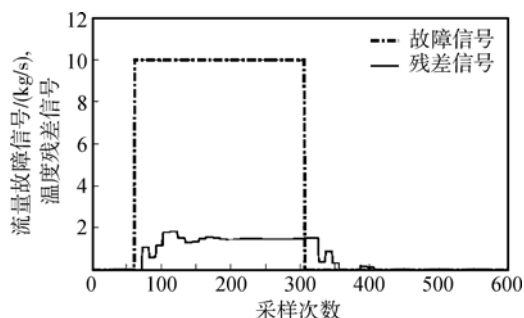


图6 温度传感器故障诊断

Fig.6 Fault diagnosis for temperature sensor

10 K 的故障信号和所得残差。

由软件 Matlab 仿真实验可以看出,应用本文中的方法,可以在航空发动机压气机模型具有模型不确定性和外界干扰的情况下,准确快速地检测出传感器故障,证明了该方法的有效性和鲁棒性,也为航空发动机智能传感器故障自诊断提供了一种可行的新思路。

4 结 论

本文首先给出了航空发动机压气机建模的离散方法。在离散建模的基础上,研究基于 LMI 和 H_∞ 优化理论的 UIO 的智能传感器故障自诊断方法,给出了 UIO 应用于离散模型的推导和设计方法。进而为解决 UIO 的设计问题,引入了 H_∞ 优化的 LMI 求解方法。最后应用 ALSTOM 模型进行实验,验证该方法的有效性和鲁棒性。仿真实验结果表明,在传感器发生微小故障(例如流量传感器的故障信号为 0.5 kg/s,甚至小于外界干扰的 1 kg/s)时,本文提出的方法对于干扰和模型不确定性具有很强的鲁棒性并能正确快速地检测出故障,为航空发动机压气机传感器的故障诊断提出了一种思路。在研究解决故障的鲁棒检测问题后,故障的隔离和多传感器的故障诊断也成为下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] Culley D, Thomas R. Concepts for distributed engine control[R]. AIAA-2007-5709, 2007.
- [2] 江传尚,樊丁,马冲.小波网络在某型航空发动机故障诊断中的应用[J].航空动力学报,2009,24(4):892-895.
JIANG Chuanshang, FAN Ding, MA Chong. Application of the wavelet network in fault diagnosis for some kind of aero-engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(4): 892-895. (in Chinese)
- [3] 侯胜利,李应红,尉询楷.基于遗传规划和线性鉴别分析的故障特征提取模型及其应用[J].推进技术,2006,27(3):270-275.
HOU Shengli, LI Yinghong, WEI Xunkai. Feature extrac-
- tion based on genetic programming and linear discriminant analysis for fault diagnosis and its application[J]. Journal of Propulsion Technology, 2006, 27(3): 270-275. (in Chinese)
- [4] 任海峰,胡小平,吴建军.应用独立分量分析提取液体火箭发动机的故障特征[J].推进技术,2004,25(6):481-490.
REN Haifeng, HU Xiaoping, WU Jianjun. Independent component analysis for the fault features of liquid propellant rocket engine[J]. Journal of Propulsion Technology, 2004, 25(6): 481-490. (in Chinese)
- [5] 覃道亮,何皓,孔祥兴,等.基于 UIO 的航空发动机控制系统传感器故障诊断[J].航空动力学报,2011,26(6):1396-1404.
QIN Daoliang, HE Ai, KONG Xiangxing, et al. UIO-based sensor fault diagnosis for aero-engine control systems[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(6): 1396-1404. (in Chinese)
- [6] Chen J, Patton R J, Zhang H Y. Design of unknown input observers and robust fault detection filters[J]. International Journal of Control, 1996, 63(1): 85-105.
- [7] Tumer I Y. A survey of aircraft engine health monitoring systems[R]. AIAA 99-2528, 1999.
- [8] 薛薇,郭迎清.航空发动机控制系统多传感器软故障检测研究[J].计算机测量与控制,2007,15(5):585-586,618.
XUE Wei, GUO Yingqing. Aero-engine control system for multi-sensor soft fault detection[J]. Computer Measurement and Control, 2007, 15(5): 585-586, 618. (in Chinese)
- [9] GOU Linfeng, WANG Xin, CHEN Liang. Design of turbine engine robust fault detection with LPV model[R]. Dalian, Liaoning: the 3rd International Conference on Innovative Computing Information, 2008.
- [10] 陆军,郭迎清,陈小磊.线性拟合法建立航空发动机状态变量模型[J].航空动力学报,2011,26(5):1172-1177.
LU Jun, GUO Yingqing, CHEN Xiaolei. Establishment of aero-engine state variable model based on linear fitting method[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(5): 1172-1177. (in Chinese)
- [11] CHEN Jie, Patton R J. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems[M]. Amsterdam, Netherlands: Kluwer Academic Pub, 1999.
- [12] Gahinet P, Nemirovskii A, Laub A J, et al. The LMI control toolbox[C]//Proceedings of the 33rd IEEE Conference on Decision and Control. Lake Buena Vista, UK: IEEE, 1994: 2038-2041.
- [13] Lum K Y, Xu J, Xie L, et al. A novel H_∞ UIO design for actuator FDI in finite frequency domain[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2011, 9(3): 601-605.
- [14] Wang Z, Ho D W C, Liu Y, et al. Robust H_∞ control for a class of nonlinear discrete time-delay stochastic systems with missing measurements[J]. Automatica, 2009, 45(3): 684-691.
- [15] Mondal S, Chakraborty G, Bhattacharyy K. LMI approach to robust unknown input observer design for continuous systems with noise and uncertainties[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2010, 8(2): 210-219.