

发动机燃油系统执行机构及其传感器 故障诊断

姜 洁, 李秋红, 张高钱, 居新星

(南京航空航天大学 能源与动力学院

江苏省航空动力系统重点实验室, 南京 210016)

摘 要: 提出了基于执行机构模型和航空发动机逆模型的执行机构及其传感器单一故障诊断和定位方法. 基于执行机构小闭环结构建立了 4 阶执行机构传递函数模型. 基于两个并联的 BP(back propagation)神经网络, 建立了航空发动机稳态逆模块和动态补偿模块, 形成航空发动机逆模型, 以实现基于航空发动机输出的燃油流量估计. 以执行机构模型输出和传感器输出之间的偏差为依据进行故障判别, 以航空发动机逆模型输出和传感器输出偏差为依据对故障进行定位. 以某型航空发动机及其燃油系统执行机构为对象进行的仿真验证结果表明, 该诊断系统可在航空发动机稳态、动态情况下, 可以准确地诊断出幅值在 1.6% 以上的执行机构及其传感器故障并进行定位, 验证了所提出故障诊断方法的有效性.

关 键 词: 航空发动机; 执行机构; 传感器; 故障诊断; 发动机逆模型

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Fault diagnosis for actuator and its sensor of aero-engine fuel system

JIANG Jie, LI Qiu-hong, ZHANG Gao-qian, JU Xin-xing

(Jiangsu Province Key Laboratory of Aerospace Power System,

College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A single fault diagnosis and location method of aero-engine actuator and its sensor was proposed. The method was based on actuator model and aero-engine inverse model. A four-order transfer function model of the closed-loop actuator was established according to its construction. The inverse aero-engine model was built based on two parallel BP (back propagation) neural network including a steady inverse module and a dynamic compensation module, so the fuel flow estimation can be achieved according to the outputs of aero-engine. Fault diagnosis according to the deviation between the actuator model output and the sensor output was adopted. Fault location according to the deviation between the inverse aero-engine model output and the sensor output was used. The simulation results on an aero-engine and its fuel system actuator models show that the fault diagnosis system can diagnose amplitude in more than 1.6% of actuator and its sensor fault and locate it accurately at the steady and dynamic states, which verifies the effectiveness of the proposed method.

Key words: aero-engine; actuator; sensor; fault diagnosis; aero-engine inverse model

收稿日期: 2013-12-18

基金项目: 航空科学基金(20110652003); 中央高校基本科研业务专项基金(NN2012033);

江苏高校优势学科建设工程资助项目

作者简介: 姜洁(1990—), 女, 江苏南通人, 硕士生, 主要研究方向为航空发动机故障诊断.

通讯作者: 李秋红(1972—), 女, 辽宁葫芦岛人, 副教授, 博士, 主要研究方向为航空发动机鲁棒控制. E-mail: lqh203@nuaa.edu.cn

现代航空发动机(简称发动机)控制系统是一个多回路、多变量、非线性的复杂系统,其以传感器测量信号为参考,通过电子控制器,计算出当前工作状态下控制量的指令信号,通过执行机构驱动实际控制量,如燃油流量、尾喷口面积等发生变化,进而改变发动机的工作状态.但由于发动机工作在高温、高压、大应力的苛刻条件下,而且还经常变换工作状态,承受着大的、变化的载荷,从而导致执行机构及其传感器成为故障多发元件之一.而且执行机构是控制器和发动机之间的桥梁,如果执行机构或其传感器发生故障,将给发动机及其控制系统提供错误的信息,从而影响发动机的性能,甚至引起灾难性的后果.随着对发动机性能要求的不断提高,发动机及其控制系统越来越复杂,故障随时可能出现在控制系统中的执行机构上^[1-2].因此,非常有必要对执行机构及其传感器故障进行诊断,并采取相应的容错控制措施.

目前,在发动机控制系统故障诊断方面,国内外大多数的研究工作都集中在气路传感器故障诊断与容错技术上^[3-10].文献[4]研究了基于自适应模型的传感器故障诊断方法,对比自适应模型和真实传感器的输出,通过阈值判断其是否发生故障.文献[5]应用最优估计方法对涡轮发动机和传感器进行故障诊断.文献[6-8]基于发动机传感器信号之间的相关性,采用支持向量机作为信号之

间的映射工具,建立故障诊断系统,在发动机发生单传感器故障时,取得了良好的诊断效果.文献[9]采用卡尔曼滤波器对传感器进行故障诊断和隔离,并仿真验证了其可行性和精度.文献[10]基于自联想神经网络建立的故障诊断系统,能够很好地诊断出发动机传感器发生的故障类型.由此可见,在气路故障诊断中,应用较多的方法就是基于模型和基于智能映射的方法.

在发动机执行机构故障诊断方面,国内外的研究工作披露得较少.文献[11-12]分别基于卡尔曼滤波器组和基于执行机构小闭环回路数学模型研究了执行机构自身故障的诊断问题,但没有考虑到其传感器发生故障的情况,以及如何对两者进行定位.因此,本文针对发动机燃油系统执行机构及其传感器故障诊断技术开展研究,提出了基于执行机构模型和发动机逆模型的执行机构故障和传感器故障诊断及其定位方法,并开展了仿真验证.

1 故障诊断及定位方法

本文提出的故障诊断方法基本思想是:基于执行机构的数学模型来判断执行机构及其传感器是否发生了故障.基于发动机逆模型来对故障进行定位.故障诊断和定位系统原理如图 1 所示.

图 1 中,执行机构模型和执行机构小闭环输入均为电子控制器计算出的燃油指令信号,输出

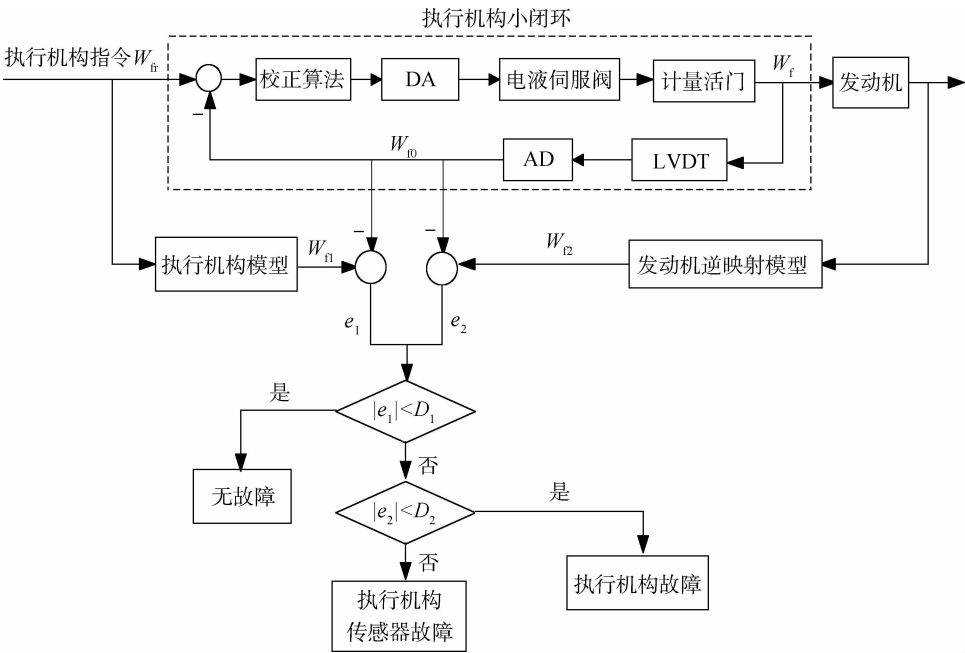


图 1 执行机构故障诊断系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of fault diagnosis system of actuator

为实际燃油流量. AD(模数转换)、DA(数模转换)实现了模拟信号和数字信号的相互转换, W_f 为供给发动机的真实燃油值, 执行机构模型输出燃油量(W_{fi})与位移传感器 LVDT 传感器测得的燃油流量(W_{fo})之间的偏差记为 e_1 ; 发动机逆映射模型以发动机输出来映射实际燃油流量(W_{fe}), 其与 W_{fo} 之间的偏差记为 e_2 . 故障诊断逻辑如下: 先比较 e_1 和故障阈值 D_1 . 当 e_1 的绝对值小于故障阈值 D_1 时, 执行机构及其传感器无故障. 若 e_1 的绝对值大于故障阈值 D_1 , 则执行机构或其传感器发生故障. 此时, 再开始比较 e_2 和故障阈值 D_2 . 若 e_2 的绝对值小于故障阈值 D_2 , 说明传感器测得燃油流量和发动机输出之间的映射关系依然成立, 传感器无故障, 判断为执行机构故障. 当 e_2 的绝对值大于故障阈值 D_2 时为传感器故障. 为此执行机构模型和发动机逆映射模型成为故障诊断和定位的关键.

2 执行机构模型

一个实际的物理系统由多个元部件组成, 其数学模型也有多种表达方法, 如状态空间方程、微分方程、差分方程和传递函数等. 所研究的执行机构为单输入单输出系统, 符合经典控制理论的研究范畴, 因此本文考虑建立传递函数形式的数学模型, 可以运用自动控制原理的基本知识, 结合 Matlab 软件的强大运算功能, 利用拟合法, 对模型参数进行估计.

执行机构模型要模拟图 1 中虚线框内执行机构小闭环的稳态和动态性能. 在通常的控制系统设计和仿真中都是将执行机构视为惯性环节, 这样做忽略了其高频特性, 在控制算法仿真验证中,

鉴于控制系统自身的鲁棒性, 存在一定的建模误差时也可以满足其需求. 而对于依赖于模型的故障诊断系统来说, 其精度不能满足要求. 考虑到执行机构小闭环中, 电液伺服阀可视为 2 阶环节, 计量活门可视为积分环节, 校正装置为比例积分环节, 则可建立 4 阶的执行机构数学模型.

记电液伺服阀的传递函数为

$$G_1(s) = \frac{K_1 \omega_n^2}{s^2 + 2\zeta \omega_n s + \omega_n^2} \tag{1}$$

式中 ω_n 为伺服阀的自然频率, ζ 为其阻尼比, K_1 为其增益.

记计量活门的传递函数为

$$G_2(s) = \frac{K_2}{s} \tag{2}$$

式中 K_2 为计量活门的增益.

记校正装置为比例积分环节, 其传递函数为

$$G_3(s) = K_p + \frac{K_i}{s} = \frac{K_p s + K_i}{s} \tag{3}$$

式中 K_p, K_i 分别为比例系数和积分系数.

因此模拟执行机构小闭环的执行机构模型为 4 阶, 可设其传递函数为

$$\frac{W_{fi}(s)}{W_{fr}(s)} = \frac{(\tau s + 1)}{(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)(T_3 s + 1)(T_4 s + 1)} \tag{4}$$

式中 τ, T_1, T_2, T_3, T_4 为执行机构模型的待定参数, W_{fr}, W_{fi} 分别为燃油流量小闭环控制回路的模型输入、输出变量.

根据某半物理仿真试验台的测试数据进行执行机构模型参数辨识, 获得燃油流量执行机构数学模型为

$$\frac{W_{fi}(s)}{W_{fr}(s)} = \frac{(0.0245s + 1)}{(1.07 \times 10^{-7}s + 1)(9.4 \times 10^{-3}s + 1)(0.0193s + 1)(0.0359s + 1)} \tag{5}$$

式中第 1 个极点相比于其他极点距离虚轴很远, 是非主导极点, 可以忽略. 因此, 将式(5)进行降阶处理, 得到 3 阶的执行机构数学模型为

$$\frac{W_{fi}(s)}{W_{fr}(s)} = \frac{(0.0245s + 1)}{(9.4 \times 10^{-3}s + 1)(0.0193s + 1)(0.0359s + 1)} \tag{6}$$

模型输出与试验数据之间的百分比相对偏差如图 2 所示. 由图 2 可见, 3 阶模型输出与试验数据基本吻合, 采用 3 阶系统建模取得了满意的精度.

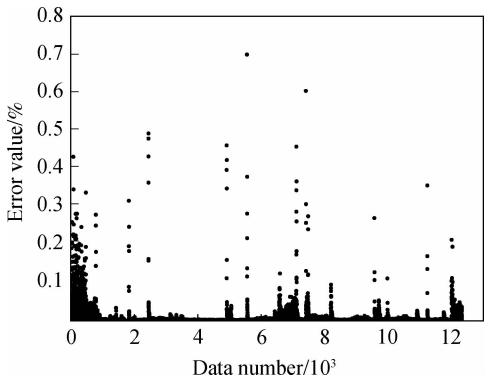


图 2 3 阶模型输出误差

Fig. 2 Error of three-order model output

3 发动机逆模型

对于常规意义下的发动机模型,在一定的飞行条件下,应以燃油流量、尾喷口面积等作为输入量,以各截面的温度、压力以及转子转速等作为输出.而本文建模的目的是对执行机构的输出进行映射,因此与常规模型相反,燃油流量是输出量,而各可测参数作为了输入.

由于发动机具有强非线性,为此采用非线性智能映射的方法来建立其逆模型.考虑到 BP 神经网络^[13-17]是一种使用广泛的前馈网络,含有输入层、输出层和隐含层.3 层 BP 神经网络结构简单,能够保证网络映射具有足够的精度,是当前最常用的网络.因此,本文中的发动机逆模型采用两个 3 层 BP 神经网络来建立,其结构如图 3 所示,包含一个稳态逆模块和一个动态补偿模块.则发动机逆模型的输出

$$W_{f2} = \overline{W}_{f2} + \Delta W_{f2} \tag{7}$$

式中 $\overline{W}_{f2}$ 为发动机稳态逆模块输出, ΔW_{f2} 为发动机动态补偿模块输出.

其意义在于:①稳态逆模块可以覆盖包线范围内所有功率水平下的稳态工作情况;②动态补偿模块可以修正稳态逆模块在发动机动态工作过程中的模型偏差,将其适用状态从稳态扩大到动态.

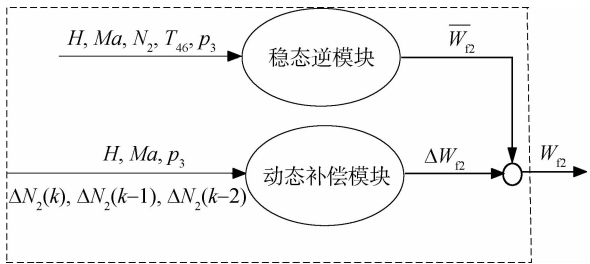


图 3 BP 神经网络发动机逆模型示意图

Fig. 3 Sketch of aero-engine inverse model based on BP neural network

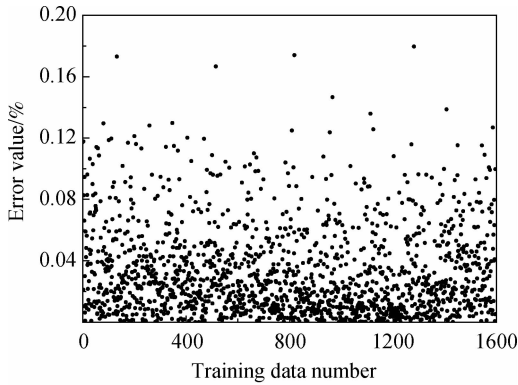
发动机稳态逆模块以高度 H , 马赫数 Ma , 高压转子转速 N_2 , 涡轮出口温度 T_{46} , 压气机出口压力 p_3 作为输入, 燃油流量作为输出. 通过 BP 神经网络逆映射得到 $\overline{W}_{f2}$. 经过试探选取 13 个隐含层神经元. 隐含层激励函数 $f_1(x)$ 、输出层激励函数 $f_2(x)$ 分别设为

$$f_1(x) = \frac{2}{1 + \sqrt{e^{-2x}}} - 1 \tag{8}$$

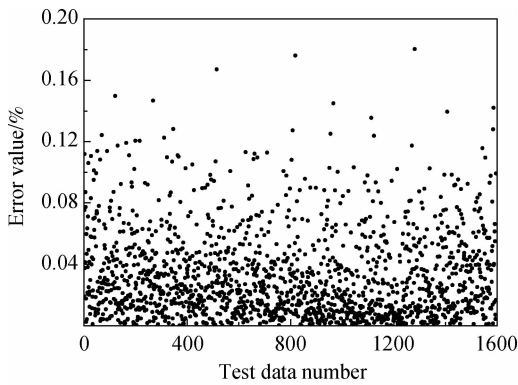
$$f_2(x) = x \tag{9}$$

为了提高发动机逆模型的精度,按高度对飞

行包线进行分区,建立发动机逆模型.如在高度 $0 \sim 5 \text{ km}$ 的飞行包线范围内,油门杆角度 $\alpha_{pl} = 30^\circ \sim 70^\circ$,通过遍历采集包线内的稳态工作点数据,对 BP 神经网络进行训练,其训练误差和测试误差如图 4 所示.从图 4 中可以看出,稳态逆模块的训练误差和测试最大误差均在 0.2% 以下.因此,在包线范围内建立的 BP 神经网络稳态逆模块能够对稳定工作状态下的燃油流量进行准确的预测,精度达到 99.8% 以上.



(a) 训练误差



(b) 测试误差

图 4 BP 神经网络稳态逆模块精度

Fig. 4 Accuracy of steady inverse module based on BP neural network

为了使建立的稳态逆模块在发动机处于动态工况时仍能满足预测精度,本文基于 BP 神经网络建立动态补偿模块.该模块的输出为稳态逆模块在动态过程中的输出偏差,输入层选取 H, Ma, p_3 以及当前时刻、前一时刻、前两时刻高压转子转速 $N_2(k), N_2(k-1), N_2(k-2)$, 隐含层神经元个数选为 13 个,隐含层激励函数、输出层激励函数分别与式(8)和式(9)相同,建立动态补偿模块,并对补偿结果进行测试.补偿前后的执行机构模型在发动机动态工作过程中的输出偏差如图

5 所示. 大量测试数据表明, 添加动态补偿模块后, 逆模型输出偏差最大值由稳态逆模块的 3% 左右下降到 0.9% 以内, 能够满足故障诊断的模型精度需求.

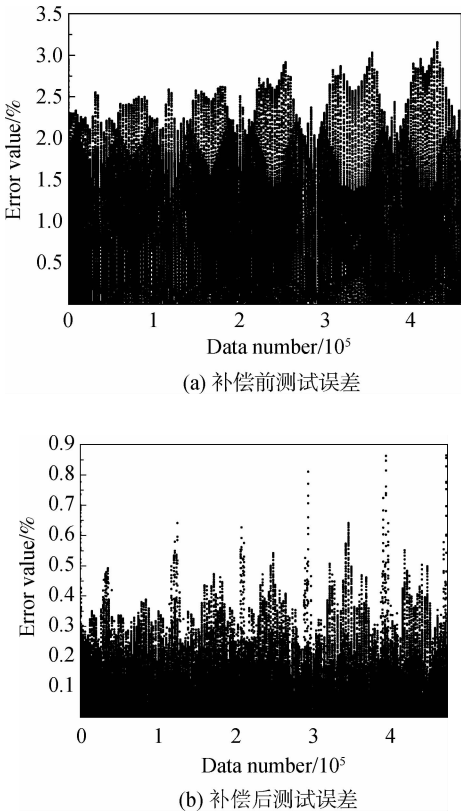


图 5 BP 神经网络动态补偿模块精度

Fig.5 Accuracy of dynamic compensation module based on BP neural network

为了进一步说明发动机逆模型的精度, 对比了添加动态补偿模块前后发动机逆模型的预测偏差, 表 1 中列出发动机在加、减速、飞机爬升、飞机平飞加速工况下预测偏差的最大值. 表 1 中的测试状态和结果为: ① $H=1\text{ km}$, $Ma=0.2$, 油门杆角度从 $30^{\circ}\sim70^{\circ}$ 的加速过程, 在添加动态补偿模块前, 逆模型的最大预测误差大于 1.8%, 添加动态补偿模块后, 最大预测误差小于 0.21%. ② $H=1\text{ km}$, $Ma=0.2$, 油门杆角度从 $70^{\circ}\sim30^{\circ}$ 的减速过程, 在添加动态补偿模块前, 逆模型的最大预测误差约为 2.5%, 添加动态补偿模块后, 最大预测误差小于 0.4%. ③ 在 $Ma=0.5$ 、油门杆角度为 60° , 高度从地面升高到 5 km 的动态过程, 在添加动态补偿模块前, 逆模型的最大预测误差约为 0.77%, 添加动态补偿模块后, 最大预测误差小于 0.2%. ④ $H=3\text{ km}$ 、油门杆角度为 50° 、马赫数从 0 增至 1.3 的动态过程, 在添加动态补偿模

块前, 逆模型的最大预测误差约为 0.78%, 添加动态补偿模块后, 最大预测误差小于 0.3%. 可见添加动态补偿模块后, 逆模型的预测误差的最大值均明显降低, 其精度满足故障诊断的需求.

表 1 动态补偿模块添加前后最大预测误差对比

Table 1 Comparison of predicting error before and after add dynamic compensation module

H/km	Ma	$\alpha_{\text{pl}}/(^{\circ})$	动态补偿模块	最大预测误差/%
1	0.2	$30\sim70$	关	1.8597
			开	0.2072
1	0.2	$70\sim30$	关	2.4980
			开	0.3883
0~5	0.5	60	关	0.7680
			开	0.1894
3	0~1.3	50	关	0.7824
			开	0.2579

4 仿真验证

为了验证该系统对发动机燃油系统执行机构进行故障诊断的有效性, 以某型发动机部件级模型为仿真验证对象, 开展仿真验证研究. 仿真过程中, 模拟发动机的真实工作环境, 根据半物理仿真结果, 在各传感器输出中添加幅值为 0.2% 的测量噪声. 参考文献[18]并结合执行机构模型和发动机逆模型的精度, 取故障阈值 $D_1=1\%$, $D_2=1\%$, 结合最大建模误差, 可以诊断出幅值在 1.6% 及以上的传感器故障.

以高度 $H=1\text{ km}$, 马赫数 $Ma=0.5$, 油门杆角度在 $30^{\circ}\sim70^{\circ}$ 内变化为例, 模拟执行机构及执行机构传感器偏置故障, 故障的幅值均为 1.6%. 仿真结果如图 6~图 9 所示. 图中, 均在 $t=8\text{ s}$ 时, 将油门杆角度从 30° 增加至 70° , $t=28\text{ s}$ 时, 将油门杆角度从 70° 减小至 30° . 图 6 和图 7 在 $t=18\text{ s}$ 时分别添加执行机构及执行机构传感器偏置故障, 模拟稳态情况下的故障诊断效果. 从图 6 和图 7 可以看出, 18s 之前模型输出和传感器输出之间的偏差 e_1 始终小于故障阈值, 因此执行机构及其传感器无故障, 18s 后, 偏差 e_1 立即超出阈值, 说明有故障出现, 图 6 中 e_2 小于故障阈值, 所以判断为执行机构故障, 而图 7 中 e_2 大于故障阈值, 因此判断为传感器故障. 图 8 和图 9 在 $t=10\text{ s}$ 时

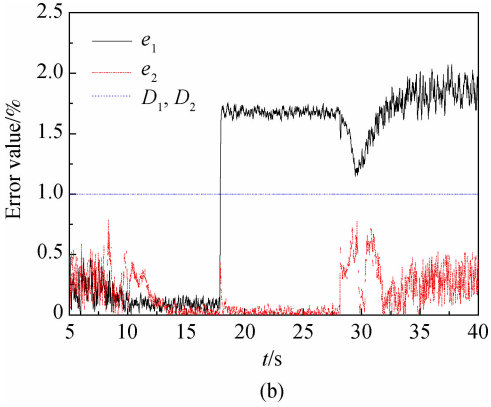
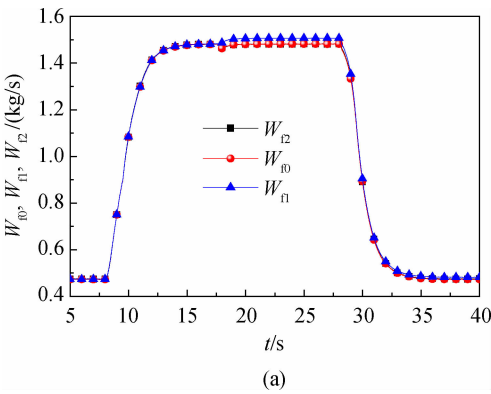


图 6 稳态工况执行机构故障诊断

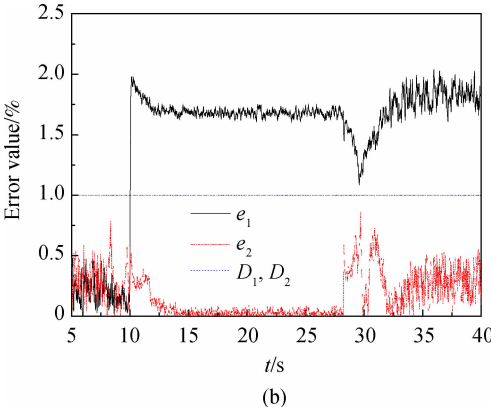
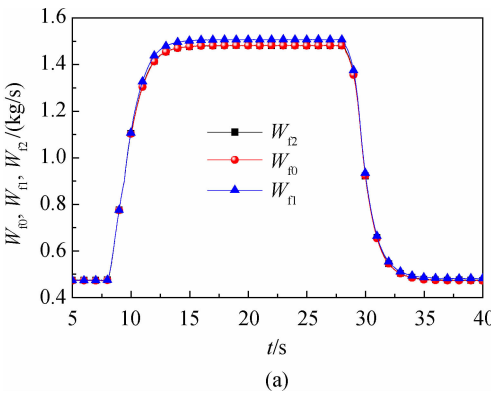


图 8 动态工况执行机构故障诊断

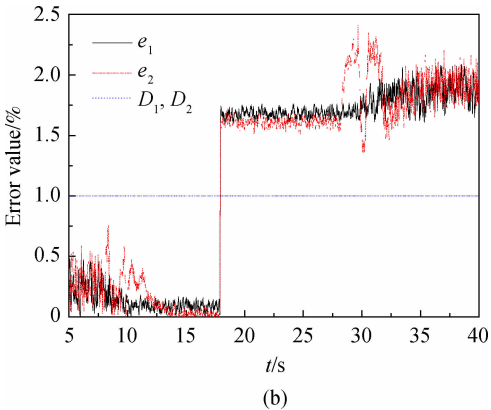
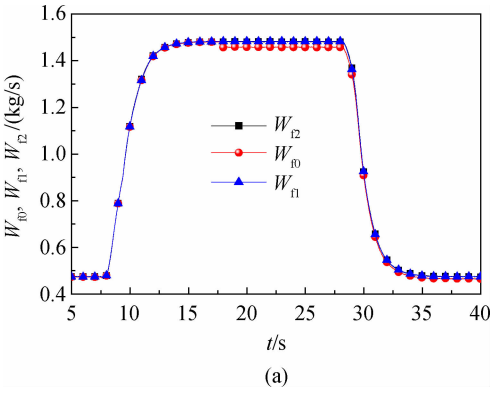


图 7 稳态工况执行机构传感器故障诊断

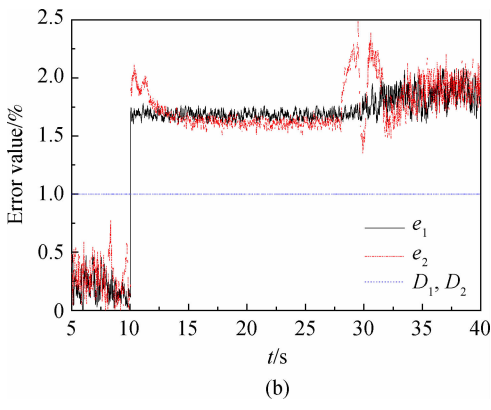
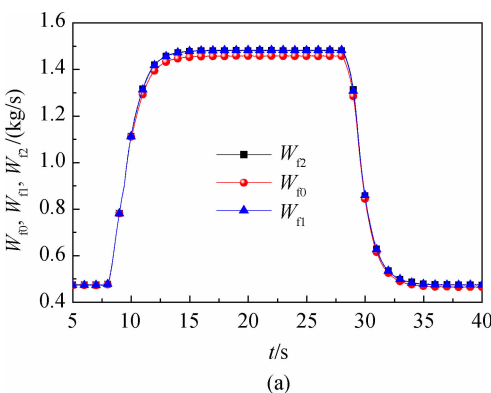


图 9 动态工况执行机构传感器故障诊断

Fig. 6 Fault diagnosis for actuator at steady state

Fig. 8 Fault diagnosis for actuator at dynamic state

Fig. 7 Fault diagnosis for sensor of actuator at steady state

Fig. 9 Fault diagnosis and for sensor of actuator at dynamic state

发动机还处于加速阶段工况时模拟故障,从图中可以看出,8s 之前模型输出和传感器输出之间的偏差 e_1 始终小于故障阈值,因此执行机构及其传感器无故障,10s 后,偏差 e_1 立即超出阈值,说明有故障出现,图 8 中 e_2 小于故障阈值,所以判断为执行机构故障,而图 9 中 e_2 大于故障阈值,因此判断为传感器故障.在包线内其他工作点的仿真也得到了相同的结论,因此无论发动机处于稳态工况还是动态工况,故障诊断系统都能够对执行机构及其传感器故障进行准确诊断和定位.

5 结 论

本文提出了基于执行机构小闭环模型和发动机逆模型的执行机构及其传感器故障诊断和定位方法.建立了 4 阶执行机构模型,并且简化为 3 阶,能够对执行机构输出进行准确预测.在传统稳态逆模块基础上添加了动态补偿模块,使得模型获得动态过程故障诊断能力.根据最大建模误差,设定故障阈值,判断系统可实际诊断故障幅值.基于执行机构模型输出和传感器输出之间的偏差来诊断故障,基于逆模型输出和传感器输出之间的偏差来定位故障,实现了燃油系统执行机构故障的诊断和定位.

参考文献:

[1] 黄向华.航空发动机智能容错数字控制[J].应用基础与工程科学学报,2005,13(4):366-372.
HUANG Xianghua. Intelligent fault-tolerant digital control systems of aero-engines[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2005, 13(4): 366-372. (in Chinese)

[2] Chen R H, Speyer J L. Sensor and actuator fault reconstruction[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2004, 27(2): 186-196.

[3] 黄向华,孙健国.发动机数控系统诊断技术的发展[J].航空动力学报,1997,12(4):416-421.
HUANG Xianghua, SUN Jianguo. Development of failure diagnosis techniques in engine digital control systems[J]. Journal of Aerospace Power, 1997, 12(4): 416-421. (in Chinese)

[4] Kobayashi T, Simon D L. A hybrid neural network-genetic algorithm technique for aircraft engine performance diagnostics[R]. AIAA-2001-3763, 2001.

[5] Zedda M, Singh R. Gas turbine engine and sensor fault diagnosis using optimization techniques [R]. AIAA 99-31290, 1999.

[6] DUAN Shujing, LI Qihong, ZHAO Yongping. Fault diagnosis for sensor of aero-engine based on improved least squares support vector regression[C]// 8th International Conference on Fuzzy System and Knowledge Discovery.

Shanghai: IEEE, 2011: 1962-1966.

[7] ZHAO Yongping, SUN Jianguo, WANG Jiankang. Online parsimonious least squares support vector regression and its application[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 26(4): 280-287.

[8] 鲁峰,黄金泉,陈煜,等.基于 SPSO-SVR 的融合航空发动机传感器故障诊断[J].航空动力学报,2009,24(8):1856-1865.
LU Feng, HUANG Jinquan, CHEN Yu, et al. Research on sensor fault diagnosis of aero-engine based on data fusion of SPSO-SVR[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(8): 1856-1865. (in Chinese)

[9] 袁春飞,姚华.传感器故障下的航空发动机机载自适应模型重构[J].航空动力学报,2006,21(1):195-200.
YUAN Chunfei, YAO Hua. Aero-engine adaptive model re-construction under sensor failure[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(1): 195-200. (in Chinese)

[10] HUANG Xianghua. Sensor fault diagnosis and reconstruction of engine control system based on auto-associative neural network[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2004, 17(1): 23-27.

[11] 韩冰洁,蔡林峰.基于卡尔曼滤波器组的执行机构故障诊断方法[J].计算机仿真,2013,30(2):93-96.
HAN Bingjie, GOU Linfeng. Actuator fault diagnosis based on kalman filter bank [J]. Computer Simulation, 2013, 30(2): 93-96. (in Chinese)

[12] 蒋平国,姚华,孙健国.航空发动机数控系统执行机构回路故障诊断和容错控制方法[J].航空动力学报,2005,20(2):282-286.
JIANG Pingguo, YAO Hua, SUN Jianguo. Method of fault diagnosis and fault-tolerant control for actuator loop in aero-engine digital control system [J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(2): 282-286. (in Chinese)

[13] TANG Liang, ZHANG Xiaodong, De Castro J. Diagnosis of engine sensor, actuator and component faults using a bank of adaptive nonlinear estimators[C]// Proceedings of 2011 IEEE Aerospace Conference. Bigsky, Montana, USA: IEEE, 2011: 1-11.

[14] 尹俊,郭迎清.神经网络和卡尔曼滤波器融合的航空发动机传感器故障诊断[J].计算机测量与控制,2011,19(8):1936-1942.
YIN Jun, GUO Yingqing. Neural network and Kalman filter based fusion fault diagnosis for aero-engine sensor[J]. Computer Measurement & Control, 2011, 19(8): 1936-1942. (in Chinese)

[15] 刘艳春,杨德辉,刘艳丽,等.基于神经网络的某型飞机发动机故障诊断研究[J].电子设计工程,2012,20(11):89-92.
LIU Yanchun, YANG Dehui, LIU Yanli, et al. Failure diagnose research for the plane engine of basic neural network[J]. Electronic Design Engineering, 2012, 20(11): 89-92. (in Chinese)

[16] LIN Jiewei, ZHANG Junhong, ZHANG Guichang, et al. Aero-engine blade fatigue analysis based on nonlinear con-

tinuum damage model using neural networks[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2012, 25(2): 338-345.

[17] Tayarani-Bathaie S S, Vanini Z N S, Khorasani K. Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines [J]. Neurocomputing, 2014, 125(11): 153-165.

[18] 程月华,姜斌,杨明凯,等. 应用自组织模糊神经网络估计卫星姿态系统执行机构故障[J]. 应用科技学报, 2010, 28(1): 72-76.

CHENG Yuehua, JIANG Bin, YANG Mingkai, et al. Self-organizing fuzzy neural network-based actuator fault estimation for satellite attitude systems[J]. Journal of Applied Sciences, 2010, 28(1): 72-76. (in Chinese)