

文章编号: 1000-8055(2006) 01-0195-06

传感器故障下的航空发动机机载 自适应模型重构

袁春飞, 姚 华

(中国一航动力控制系统研究所, 江苏 无锡 214063)

摘要: 利用航空发动机测量参数偏离正常工作情况下的变化量, 可以估计发动机的非额定工作状况, 并以此对机载模型进行校正, 使其与真实发动机工作状况保持一致。建立了包含发动机性能蜕化因素的状态变量模型并对其进行了增广, 设计了卡尔曼滤波器, 根据可测输出偏离量对发动机性能蜕化值进行了估计, 并将性能蜕化值用于修正发动机不可测输出参数。考虑了当某一传感器发生故障后, 利用一簇卡尔曼滤波器对发生故障的传感器进行诊断并隔离, 并依据剩余非故障传感器的信息对自适应模型进行重构。仿真结果表明, 重构的自适应模型能够满足精度及实时性要求。

关键词: 航空、航天推进系统; 航空发动机; 自适应模型; 卡尔曼滤波器; 状态变量模型; 故障诊断

中图分类号: V 233. 7

文献标识码: A

Aero-Engine Adaptive Model Re-Construction under Sensor Failure

YUAN Chun-fei, YAO Hua

(Aviation Motor Control System Institute,

China Aviation Industry Corporation I, Wuxi 214063, China)

Abstract: The measured parameter deviations from nominal values can be used to predict the deterioration level of an aero-engine. A state variable model, which considered the deterioration factors, was developed. These deterioration factors were then treated as augmented states of the state variable model, thus they could be predicted by the Kalman filter based on sensed parameter deviations. If there was a sensor failure, the prediction results might not be appropriate. So a series of Kalman filters were designed as a diagnostic method to search the failed sensor. The adaptive model could be re-constructed once the failed sensor was found out. The immeasurable output parameters were trimmed by the predicted deteriorations. Adaptive performance of the re-constructed adaptive model were presented and compared with the model which had no sensor failures. The re-constructed adaptive model is shown to be able to well match the actual engine.

Key words: aerospace propulsion system; aero-engine; adaptive model; Kalman filter; state variable model; fault diagnosis

收稿日期: 2005- 03- 28; 修订日期: 2005- 08- 08

基金项目: 江苏省博士后科研资助计划项目

作者简介: 袁春飞(1977-), 男, 江苏海门人, 中国一航动力控制系统研究所博士后, 主要从事航空发动机建模、飞/推综合控制、发动机智能控制等方面的研究。

随着对航空发动机性能以及可靠性要求的日益提高,在其控制系统中出现了对机载自适应模型的需求。自适应模型根据发动机额定特性建立,并能反映发动机之间的差异以及使用期内的性能蜕化等因素对发动机性能的影响,能够反映真实发动机的非额定工作状态。

Luppold R H 首先提出了发动机自适应建模的方法,他将发动机的稳态可测输出偏差作为发动机性能蜕化的度量,并由此对机载模型进行修正,使之能真实反映发动机的工况^[1]。Gilyard G 等将自适应模型应用在性能寻优控制中,通过对机载自适应模型的在线优化,调整发动机的工作点,使其工作在最优状态,极大地提高了飞机和发动机的整体性能^[2~5]。李松林^[6]利用卡尔曼滤波器估计了发动机的可测输出偏离量,并建立了可测输出偏离量和不可测输出偏离量之间的线性关系,从而对发动机的不可测输出参数进行修正。王信德^[7]利用神经网络建立了不可测输出偏离量和可测输出偏离量之间的非线性关系,来对机载模型进行修正。上述自适应模型都用于发动机性能优化控制中,用以提高发动机的性能。

Klaus Lietzau^[8]等将自适应模型用于发动机控制中,将修正后的不可测输出参数用于计算风扇喘振裕度,并将其作为虚拟可测参数加入控制回路,形成喘振裕度闭环控制,保证了发动机加速过程中不喘振,提高了安全性。可见自适应模型的应用非常广泛。

在Luppold R H 等人的研究中^[1~5],估计发动机性能蜕化的可测输出中包含高压涡轮进口总压以及低压涡轮进口总温,估计的性能蜕化值中包含高压涡轮导向器面积偏差。这样的研究方法对于目前国内的发动机来说条件尚未成熟,因此本文从工程应用出发,利用国内普遍采用的传感器测量值,建立自适应模型。

国内外文献中的自适应模型都是在传感器正常工作情况下建立的,然而航空发动机所用传感器恶劣的工作环境有可能使其失效,发生故障。因此如何在传感器发生故障时对其进行诊断,进而隔离,最后重构自适应模型显得尤为重要。

本文首先建立了包含发动机性能蜕化因素的状态变量模型,并将其转化为增广的状态变量模型,用于设计卡尔曼滤波器。然后提出了传感器故障诊断的方法并对自适应模型进行重构。最后进行了数字仿真,给出了重构后的自适应模型与无传感器故障情况下对于发动机不可测输出偏差的

估计比较,验证了方法的可行性。

1 增广状态变量模型

为了能够利用可测输出偏离量估计发动机性能蜕化,在状态变量模型中必须考虑发动机性能蜕化因素的影响,其形式为:

$$\left. \begin{aligned} \Delta \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A} \cdot \Delta \mathbf{x} + \mathbf{B} \cdot \Delta \mathbf{u} + \mathbf{L} \cdot \Delta \eta \\ \Delta \mathbf{y} &= \mathbf{C} \cdot \Delta \mathbf{x} + \mathbf{D} \cdot \Delta \mathbf{u} + \mathbf{M} \cdot \Delta \eta \\ \Delta \mathbf{z} &= \mathbf{E} \cdot \Delta \mathbf{x} + \mathbf{F} \cdot \Delta \mathbf{u} + \mathbf{N} \cdot \Delta \eta \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中:

$$\Delta \mathbf{x} = \mathbf{X} - \mathbf{X}_b, \quad \Delta \mathbf{y} = \mathbf{Y} - \mathbf{Y}_b$$

$$\Delta \mathbf{z} = \mathbf{Z} - \mathbf{Z}_b, \quad \Delta \mathbf{u} = \mathbf{U} - \mathbf{U}_b$$

下标b表示建立状态变量模型时的发动机稳态基准工作点。 $\mathbf{X} = [\mathbf{N}_L \quad \mathbf{N}_H]^T$, $\mathbf{N}$ 为转速,其中下标L和H分别表示风扇和压气机。 $\mathbf{Y} = [\mathbf{N}_L \quad \mathbf{N}_H \quad P_2 \quad P_3 \quad P_6]^T$ 为可测输出参数向量, P_2, P_3 和 P_6 分别为风扇、压气机以及低压涡轮的出口总压。 $\mathbf{U} = [\mathbf{WFB} \quad \mathbf{A}_8]^T$ 为控制输入,分别对应主燃油流量和尾喷口面积。 $\mathbf{Z} = [\mathbf{WCFAN} \quad \mathbf{WCH} - \mathbf{PC} \quad \mathbf{T}_{42}]^T$ 为不可测输出参数向量,其元素分别对应风扇空气流量、压气机空气流量以及低压涡轮进口总温。这些不可测输出参数将被用于计算发动机不可测性能量,如推力、单位耗油率或喘振裕度等。

参考国内外的文献^[1~5],并结合本文的仿真环境,选用风扇、压气机、高压涡轮和低压涡轮的效率下降描述发动机的性能蜕化,形式如:

$$\Delta \eta =$$

$$[\mathbf{DEFAN} \quad \mathbf{DEHPC} \quad \mathbf{DEHT} \quad \mathbf{DELT}]^T$$

对于额定的发动机对象 $\Delta \eta = 0$ 。

对发动机整个服役期来说,性能蜕化是一缓慢发展过程,因此可以假设 $\Delta \dot{\eta} = 0$ 。求取状态变量模型(1)可采用偏导数法^[10,11]或拟合法^[12]。

实际工作的发动机受到各种噪声的污染,会给模型带来系统误差。所以,要表示发动机真实系统的特性,需要考虑系统误差和测量误差,描述真实发动机系统动态特性的模型应表示为:

$$\left. \begin{aligned} \Delta \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A} \cdot \Delta \mathbf{x} + \mathbf{B} \cdot \Delta \mathbf{u} + \mathbf{L} \cdot \Delta \eta + \boldsymbol{\omega} \\ \Delta \mathbf{y} &= \mathbf{C} \cdot \Delta \mathbf{x} + \mathbf{D} \cdot \Delta \mathbf{u} + \mathbf{M} \cdot \Delta \eta + \mathbf{v} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中, $\boldsymbol{\omega}$ 和 $\mathbf{v}$ 分别为系统噪声阵和测量噪声阵,卡尔曼滤波器根据含有测量噪声的发动机可测输出偏差量 $\Delta \mathbf{y}$ 估计性能蜕化量 $\Delta \eta$,从(2)式无法直接得到 $\Delta \eta$ 的估计值,应先将(2)中的 $\Delta \eta$ 作为增广的

状态,得到下面的增广状态变量模型:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix} &= \mathbf{AI} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix} + \mathbf{BI} \cdot \Delta u + \omega' \\ \Delta y &= \mathbf{CI} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix} + \mathbf{DI} \cdot \Delta u + v \end{aligned} \quad (3)$$
$$\mathbf{AI} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{L} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{BI} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ 0 \end{bmatrix}$$
$$\mathbf{CI} = [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}], \quad \mathbf{DI} = \mathbf{D}$$

2 卡尔曼滤波器设计

设计卡尔曼滤波器首先需要确定系统噪声阵 ω 和测量噪声阵 v ,假设其协方差阵分别为 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$,确定 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$ 需要有足够的工程经验。系统噪声协方差阵 $\mathbf{Q}$ 是状态变量模型误差的度量,测量噪声协方差阵 $\mathbf{R}$ 是发动机传感器测量精度的度量。在此假设系统噪声和传感器测量噪声均为不相关正态分布的零均值白噪声,所以 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$ 都为对角阵。则经卡尔曼滤波器估计后的最优状态估计公式为:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix} &= \mathbf{AI} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix} + \mathbf{BI} \cdot \Delta u + \\ &\quad \mathbf{K} \cdot (\Delta y - \Delta \hat{y}) \\ \Delta \hat{y} &= \mathbf{CI} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix} + \mathbf{DI} \cdot \Delta u \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{K}$ 为卡尔曼滤波器增益阵, $\mathbf{K} = \mathbf{P} \cdot \mathbf{CI}^T \cdot \mathbf{R}^{-1}$, $\mathbf{P}$ 为如下Riccati方程的解:

$$\begin{aligned} \mathbf{AI} \cdot \mathbf{P} + \mathbf{P} \cdot \mathbf{AI}^T - \mathbf{P} \cdot \mathbf{CI}^T \cdot \\ \mathbf{R}^{-1} \cdot \mathbf{CI} \cdot \mathbf{P} + \mathbf{Q} = 0 \end{aligned}$$

进而可以将卡尔曼滤波器最优状态估计公式表示为:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix} &= (\mathbf{AI} - \mathbf{K} \cdot \mathbf{CI}) \cdot \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix} + \\ &\quad (\mathbf{BI} - \mathbf{K} \cdot \mathbf{DI}) \cdot \Delta u + \mathbf{K} \cdot \Delta y \\ \Delta \hat{y} &= \mathbf{CI} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \hat{\eta} \end{bmatrix} + \mathbf{DI} \cdot \Delta u \end{aligned}$$

将估计值 $\Delta \hat{\eta}$ 用于公式(1)中的 Δz 的修正,得到不可测输出偏差。

3 传感器故障下的自适应模型重构

发动机工作在高温、高压的恶劣工况下,传感器故障时有发生,从而导致测量参数不准确。如果

用于自适应模型的传感器发生故障,那势必会影响自适应模型的精度,甚至使其失去适应能力,从而使基于自适应模型的控制和优化无法进行。因此本文提出使用一簇卡尔曼滤波器对传感器进行故障诊断和隔离,如图1所示。

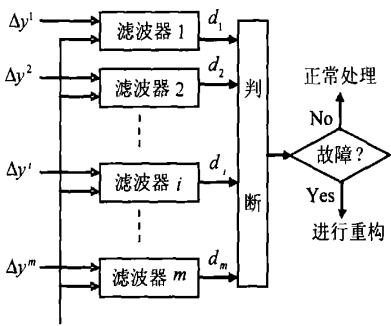


图1 卡尔曼滤波器簇用于传感器故障诊断
Fig. 1 A bank of Kalman filters based sensor failure diagnosis

假设自适应模型利用 m 个可测参数偏离量来估计发动机的性能蜕化,对应着 m 个传感器。则可设计 m 个卡尔曼滤波器,每一个卡尔曼滤波器利用其它 $m-1$ 个可测参数偏离量,以第 i 个卡尔曼滤波器为例,其输入 Δy^i 中不包含第 i 个可测输出偏离量,因此如果第 i 个传感器发生了故障,那么只有第 i 个卡尔曼滤波器得到的估计结果是正确的,因为它没有使用发生故障传感器的测量信息,而其他的卡尔曼滤波器则都使用了故障传感器的信息,因而估计结果都不同程度地存在误差。

因此,对自适应模型进行重构实质上是对发生故障的传感器进行诊断并隔离,并利用正常的传感器信息对发动机的性能蜕化及非额定工况进行估计。对每一个卡尔曼滤波器,可以得到其输入与输出之间的误差:

$$e^i = \Delta y^i - \Delta y_f^i \quad (i = 1, 2, \cdots, m)$$

它能够反映该滤波器对性能蜕化估计结果的准确程度,可以被用来对传感器故障进行诊断。选择如下判断准则:

$$d^i = \sum_{k=1}^n \frac{(e^i)^T \cdot [\text{diag}(\sigma^j)^2]^{-1} \cdot e^i}{n}$$

$$j = 1, 2, \cdots, i-1, i+1, m$$

其中: n 为采集样本个数, σ^j 为每一个传感器的标准偏差,是传感器本身特性以及测量噪声的度量。当且仅当第 i 个传感器发生故障时,第 i 个卡尔曼滤波器由于没有使用发生故障传感器的信息,因

此其输出和输入之间的偏差 e^i 比较小,因此 d^i 也比较小;而其它卡尔曼滤波器由于都使用了第 i 个传感器的故障信息,因此判断准则相对就比较大,基于此就可以判断是第 i 个传感器发生了故障。而当没有传感器故障时,所有的 d^i 都比较小。

假设第 i 个传感器的故障被准确诊断后,可以将这个传感器进行隔离,仅使用第 i 个卡尔曼滤波器来估计发动机的非额定工作状态,至此自适应模型也就得到了重构。

4 数字仿真

本文以某型涡轮风扇发动机为研究对象,选择其设计点($H = 0\text{ km}$, $Ma = 0$, 风扇换算转速 $N_{L,cor} = 0.98$)进行数字仿真。

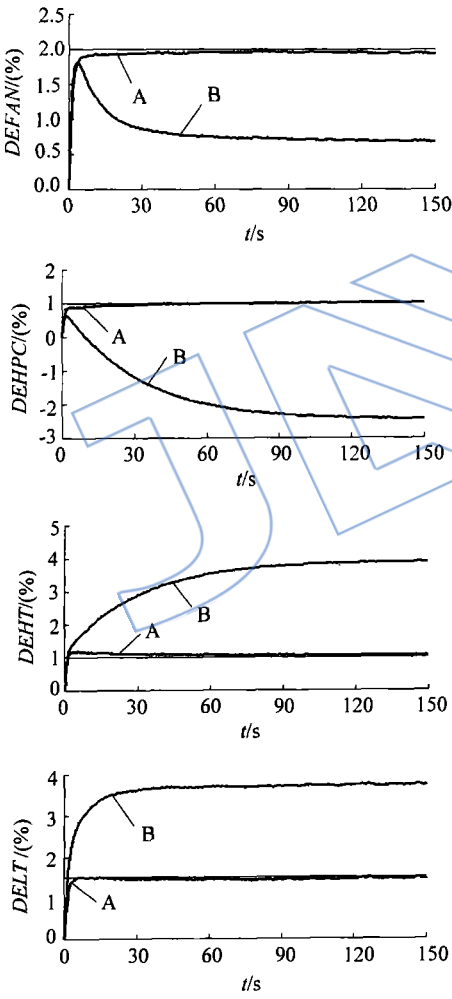


图2 发动机性能蜕化估计结果比较
Fig.2 Estimation Comparison of engine performance deterioration

首先在状态变量模型的基础上,选取: $\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0.002^2 & 0.002^2 & 0.002^2 & 0.002^2 & 0.002^2 \end{bmatrix}$

$0.002^2]$, $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.002^2 & 0.002^2 & 0.002^2 & 0.002^2 \\ 0.002^2 & 0.002^2 \end{bmatrix}$ 设计了卡尔曼滤波器,并对其估计发动机非额定特性的能力进行评价。用非线性部件级模型来仿真发动机的非额定工作: 将风扇效率下降2.0%,压气机效率下降1.0%,高压涡轮效率下降1.0%,低压涡轮效率下降1.5%,在稳定点收敛后记录下发动机的可测和不可测参数偏离量,然后将可测参数偏离量混入正态分布白噪声后输入卡尔曼滤波器,估计出发动机部件性能蜕化值。图2中的A对应无传感器故障情况时的估计结果,从中可以看出估计结果比较准确。为了得到传感器故障下的卡尔曼滤波器估计结果,文中假设 P_2 压力传感器发生了故障,导致可测参数偏离量的漂移,我们对无故障时的可测输出偏离量乘一系数模拟传感器故障,仿真中选择系数为1.5,然后将含故障信息的偏离量输入至卡尔曼滤波器,得到图中B曲线的估计结果,可见估计结果与真实情况差别很大,该自适应模型已经不能反映发动机的真实工作状态。图3给出了有无 P_2 压力传感器故障下,卡尔曼滤波器的风扇转速 N_L 偏离量输出。可见当 P_2 压力传感器发生故障后,卡尔曼滤波器的最优估计也会发生偏离。

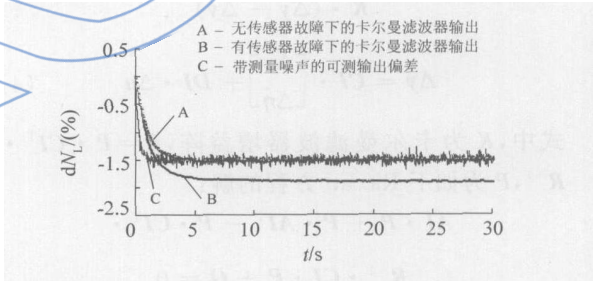


图3 卡尔曼滤波器输出结果比较
Fig.3 Comparison of Kalman filter outputs

文中建立的自适应模型有5个传感器,因此按3中的描述,建立了5个卡尔曼滤波器,并选择 $\sigma^j = 0.002, j = 1, 2, \dots, 5$,针对不同的卡尔曼滤波器得到表1的估计结果。从表1可以看出,卡尔曼滤波器1,2,4,5的输入中含有 P_2 压力传感器的故障信息,因此对于发动机非额定状态的估计结果偏差很大,其相应的判断准则 d^i 也比较大;而滤波器3由于没有使用 P_2 压力传感器的故障信息,因此其估计结果和实际比较接近,其判断准则 d^i 也比较小,因此 d^i 提供了传感器故障诊断的依据。

诊断出发生故障的传感器后,利用相应序号的卡尔曼滤波器的估计结果就可以对自适应模型

进行重构,用于修正状态变量模型的不可测输出,最后将估计的不可测输出参数偏离量和非线性部件级模型进行比较。

表1 卡尔曼滤波器簇估计及诊断结果分析

Table 1 Estimation and diagnosis results of a bank of Kalman filter

序号	估计结果				
	DEFAN	DEHPC	DEHT	DELT	d^i
1	-0.011	-0.13	0.13	0.056	2.087
2	-0.30	0.43	-0.27	0.37	6.81
3	0.019 6	0.010 3	0.010 2	0.014 8	0.68
4	-0.03	0.17	-0.13	0.11	2.306
5	0.07	0.29	-0.22	0.003 1	3.14

图4给出了卡尔曼滤波器在无传感器故障下,以及 P_2 压力传感器发生故障经重构情况下对不可测参数偏离量的估计结果。可以看出,经重构

无传感器故障时差别很小,对某些参数偏离量的估计已经无法区分,相比非线性模型的输出基本一致,因此重构后的自适应模型对发动机非额定工作具有适应能力。

从图4还可以看出,经过约3~5 s,卡尔曼滤波器即能估计出不可测参数偏离量,满足了实时性要求。

5 结 论

(1) 提出了利用一簇卡尔曼滤波器对传感器故障进行诊断的方法,数字仿真验证了该诊断方法的有效性。

(2) 提出对发生故障的传感器进行隔离,并对自适应模型进行重构。利用其余非故障传感器的测量信息,经相应卡尔曼滤波器估计后得到发动机的性能蜕化值。

(3) 重构后的自适应模型对于发动机不可测输出偏离量的估计结果,与无传感器故障情况下相比基本一致,都能真实反映发动机工作状况。

(4) 本文仅讨论了发动机设计点,对于其他工作点方法类似,并通过插值计算,将自适应模型推广至全飞行包线。

参考文献:

[1] Luppold R H, Roman J R, Gallops G W, Kerr L J. Estimating in-Flight Performance Variations Using Kalman Filter Concepts [R]. AIAA - 89 - 2584, AIAA/SAE/ASME/ASEE 25th Joint Propulsion Conference, July 10- 12 1989, Monterey, CA.

[2] Martin D Espana. On the Estimation Algorithm for Adaptive Performance Optimization of turbine engines [R]. AIAA - 93- 1823, NASA - TM- 4551.

[3] Gilyard G, Orme J. Subsonic Flight Test Evaluation of a Performance Seeking Control Algorithm on an F-15 Airplane [R]. AIAA 92 - 3743, AIAA/SAE/ASME/ASEE 28th Joint Propulsion Conference and Exhibit, July 6- 8, 1992/ Nashville, TN.

[4] Maine T, Gilyard G, Lambert H. A Preliminary Evaluation of a F100 Engine Parameter Estimation Process Using Flight Data [R]. AIAA - 90- 1921, AIAA/SAE/ASME/ASEE 26th Joint Propulsion Conference, July 16 - 18, 1990/ Orlando, FL.

[5] Lambert H. A Simulation Study of Turbofan Engine Deterioration Estimation Using Kalman Filter Techniques [R]. NASA - TM- 104233.

[6] 李松林, 孙健国, 黄金泉, 等. 涡扇发动机机载自适应建模技术研究 [J]. 航空动力学报, 1997, 13(3): 315~318.

Li Songlin, Sun Jianguo, Huang Jinquan, et al. An in-Flight

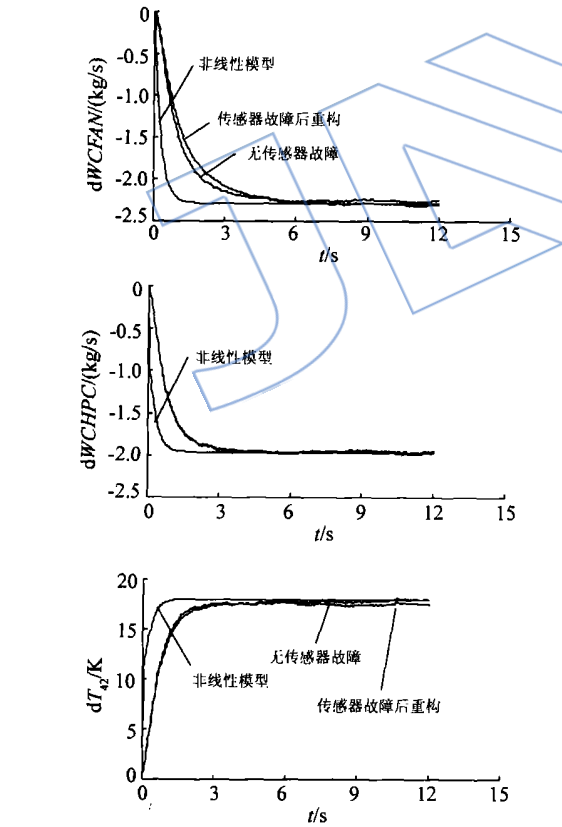


图4 发动机不可测输出参数偏离量估计结果比较

Fig.4 Estimation results of engine unmeasurable parameter trims

后的自适应模型对于不可测参数偏离量的估计和

- Adaptive Model of Turbofan [J]. *Journal of Aerospace Power*, 1997, 13(3): 315~318.
- [7] 王信德, 孙健国, 李松林, 等. 神经网络在发动机自适应建模中的应用研究[J]. *航空动力学报*, 2003, 18(6): 845~849.
- Wang Xinde, Sun Jianguo, Li Songlin, et al. Application of Neural Networks to Aeroengine Adaptive Modeling[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2003, 18(6): 845~849.
- [8] Klaus Lietzau, Andreas Kreiner. Model Based Control Concepts for Jet Engines [R]. *Proceedings of ASME TURBO EXPO* 2001, June 4- 7, 2001, New Orleans, Louisiana, USA.
- [9] Takahisa Kobayashi, Donald L Simon. Application of a Bank of Kalman Filters for Aircraft Engine Fault Diagnostics[R]. *NASA/TM-2003- 212526*.
- [10] 樊思齐, 徐芸华. 航空推进系统控制[M]. 陕西 西安: 西北工业大学出版社, 1995.
- [11] 孙健国. 现代航空动力装置控制[M]. 北京: 航空工业出版社, 2001.
- [12] 冯正平, 孙健国, 黄金泉, 等. 一种建立航空发动机状态变量模型的新方法[J]. *航空动力学报*, 1998, 13(4): 435~438.
- Feng Zhengping, Sun Jianguo, Huang Jinquan, et al. A New Method for Establishing a State Variable Model of Aeroengine[J]. *Journal of Aerospace Power*, 1998, 13(4): 435~438.
- [13] 胡昌华, 许化龙. 控制系统故障诊断与容错控制的分析和设计[M]. 北京: 国防工业出版社, 2000.