

# 基于一组卡尔曼滤波器信息融合的故障诊断

薛薇<sup>1</sup>, 王涛<sup>2</sup>

(1. 北京航天动力研究所, 北京 100076;

2. 中国运载火箭技术研究院 研究发展中心, 北京 100076)

**摘要:** 为了能及时准确地诊断发动机的传感器和执行机构故障, 文章提出了基于一组卡尔曼滤波器信息融合的方法进行故障诊断; 首先根据传感器特性设计了一组滤波器用于传感器故障诊断、隔离, 每个滤波器针对一个传感器进行设计; 其次根据执行机构故障特性设计了一组卡尔曼滤波器进行执行机构偏差估计, 从而对执行机构进行故障诊断、隔离; 接着给出了传感器、执行机构信息融合的诊断方案; 最后分别给传感器、执行机构添加故障进行方案验证, 仿真结果得出在传感器或者执行机构任意部件出故障的情况下, 该融合方法可以有效地诊断并隔离出有故障的传感器或者执行机构。

**关键词:** 发动机; 故障诊断; 卡尔曼滤波; 传感器; 执行机构; 信息融合

## Application of a Bank of Kalman Filters for Aircraft Engine Sensor \ Actuator Fault Diagnosis

Xue Wei<sup>1</sup>, Wang Tao<sup>2</sup>

(1. Beijing Aerospace Propulsion Inst., Beijing 100076, China)

(2. R&D center, China Academy of Launch Vehicle Technology, Beijing 100076, China)

**Abstract:** In order to detect and isolate the sensor/actuator fault the method of information fusion based on a bank of Kalman filter for fault detection and isolation (FDI) is proposed in this paper. Firstly, a bank of Kalman filters is developed for aircraft engine sensors, each of which is designed based on a specific hypothesis for detecting a specific sensor fault. Then, a bank of Kalman filters is also applied for the actuator FDI, the actuator fault is modeled as a bias. The system which utilizes a bank of Kalman filter is developed for aircraft engine sensor and actuator FDI. Finally, add the fault into sensor/actuator separately to test the method, the results indicate that the proposed FDI system is promising for reliable diagnostics of aircraft engine sensor and actuator.

**Keywords:** aircraft gas turbine engine; fault detection and isolation; Kalman filter; sensor; actuator; information fusion

## 0 引言

随着发动机性能的不断提高, 航空发动机采集的信号越来越多, 发生信息矛盾及信息熵增的可能性大大增加, 以前多个传感器采集来的信息往往是单独处理的, 很少进行融合处理, 因此容易出现误报、漏报等情况。鉴于此, 有必要研究适用于故障诊断领域的信息融合技术, 在充分挖掘信息内涵的基础上, 进行融合和利用, 从而提高故障诊断的准确性、有效性和可靠性。在航空发动机控制系统中传感器、执行机构是整个系统的重要部件, 它们一旦发生故障会导致控制系统失效, 如果能对故障进行及时有效的检测识别, 就可以采用应急措施, 有效防止发动机控制系统性能降低甚至损坏。因此准确及时地检测出故障有重要的工程意义。

大量的学者研究了故障的诊断方法, 并取得了一定的成绩。Merrill<sup>[1]</sup>通过使用一组 Kalman 滤波器来解决传感器故障问题, Kobayashi<sup>[2-3]</sup>围绕传感器故障和健康蜕化参数估计开展研究; Randalet<sup>[4]</sup>使用两种不同的故障诊断方法—多重故障假设和神经网络法对传感器进行诊断。Ogaji<sup>[5]</sup>和 Duaneet<sup>[6]</sup>分别使用不同的神经网络来进行传感器故障诊断。文献 [7] 针对发动机性能蜕化情况下发动机故障诊断进行了研究, 避免了蜕

化导致的错误判断。综上所述, 对于多个传感器和多个执行机构信息融合的故障诊断方法国内外并没有深入的研究。鉴于此本文提出了基于一组 Kalman 滤波器信息融合的方法进行故障诊断。

## 1 发动机模型

航空发动机系统是一个十分复杂的气动热力过程, 其建模技术难度特别大, 在航空发动机设计过程的不同方面和发动机系统研制的不同阶段, 需要从不同的应用角度建立各种需求的数学模型。

本文中用到的发动机为一双转子、双涵道、混合排气、具有加力燃烧室和可调尾喷管的涡轮风扇发动机, 发动机非线性特性可用如下的函数表达:

$$\begin{aligned}\bar{x} &= f(x, h, u_{cmd}, e) + w \\ y &= g_y(x, h, u_{cmd}, e) + v\end{aligned}\quad (1)$$

其中:  $x, h, u_{cmd}, e$  分别代表状态变量、健康参数、控制指令、飞行环境参数。 $y$  是传感器测量值。各参数变量名称见表 1 所示。

为了能准确的进行故障诊断算法验证, 这里需要将发动机的非线性模型在某个稳定条件下进行线性化处理。下标  $ss$  表示稳态值, (1) 式线性化后为:

$$\begin{aligned}\bar{x} &= \mathbf{A}(x - x_{ss}) + \mathbf{B}(u_{cmd} - u_{ss}) + \mathbf{L}(h - h_{ref}) + w \\ y - y_{ss} &= \mathbf{C}(x - x_{ss}) + \mathbf{D}(u_{cmd} - u_{ss}) + \mathbf{M}(h - h_{ref}) + v\end{aligned}\quad (2)$$

收稿日期: 2014-11-16; 修回日期: 2015-01-06。

**作者简介:** 薛薇(1981-)女, 博士, 工程师, 主要从事发动机建模及健康管理方向的研究。

可采用偏导数法或拟合法求取 (2) 式中的系数矩阵。

表 1 发动机状态变量, 健康参数、控制量、传感器测量参数

State variable	Health parameters	Actuator	Sensor
$N_l$	Fan efficiency	$W_{FB}$	$N_l$
$N_h$	Hpc efficiency	$A_g$	$N_h$
	Lpt efficiency		$P_{31}$
	Hpt efficiency		$P_6$
			$T_{45c}$

### 2 基于一组卡尔曼滤波器的传感器故障诊断

针对线性化后的状态方程, 设计如下的卡尔曼滤波方程, 从 (3) 式中可以看出已经将性能蜕化量增广到状态量里, 这样就可以估计出性能蜕化状况。解决了性能蜕化引起的故障误判和错判同时为不可测参数的准确估计奠定了基础。

$$\begin{bmatrix} \dot{\bar{x}} \\ \dot{\bar{d}} \end{bmatrix} = A_{aug} \begin{bmatrix} \hat{x} - x_{ss} \\ \hat{d} - d_{ref} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} (u_{cmd} - u_{ss}) + K (y - \hat{y})$$

$$\hat{y} - y_{ss} = C_{aug} \begin{bmatrix} \hat{x} - x_{ss} \\ \hat{d} - d_{ref} \end{bmatrix} + D_y (u_{cmd} - u_{ss}) \quad (3)$$

其中:

$$A_{aug} = \begin{bmatrix} A & L_d \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, C_{aug} = \begin{bmatrix} C_y & M_d \end{bmatrix}$$

每一个滤波器均产生一组残差:

$$e^i = y_e^i - \hat{y}^i \quad (4)$$

故障诊断信号为残差加权平方和, 表达如下:

$$WSSR^i = V^i (e^i)^T (\Sigma^i)^{-1} e^i \quad (5)$$

其中:  $\Sigma^i = \text{diag}[\sigma^i]^2$ , 向量  $\sigma^i$  代表第  $i$  个传感器的标准偏差。基于一组 Kalman 滤波器故障诊断结构如图 1 所示。假设需要  $m$  个测量信号; 则应设计  $m$  个 Kalman 滤波器, 每一个滤波器都只利用  $m-1$  个测量信号, 以第  $i$  个 Kalman 滤波器为例, 其输入  $y^i$  中包含了除第  $i$  个外的其余  $m-1$  个测量信号。如果第  $i$  个传感器发生了故障, 那么只有第  $i$  个 Kalman 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 Kalman 滤波器则都使用了有故障传感器的信息, 导致估计结果都不同程度地偏离了实际情况。所以不能准确的得出传感器的测量值, 故障指示信号 WSSR 将变大, 不同传感器对应的故障指示信号不同, 据此能及时地发现并隔离出故障的传感器。

本文诊断的传感器分别为: 低压转子转速传感器、高压转子转速传感器、压气机出口总压、低压涡轮出口总压、低压涡轮进口温度。

轮进口温度。

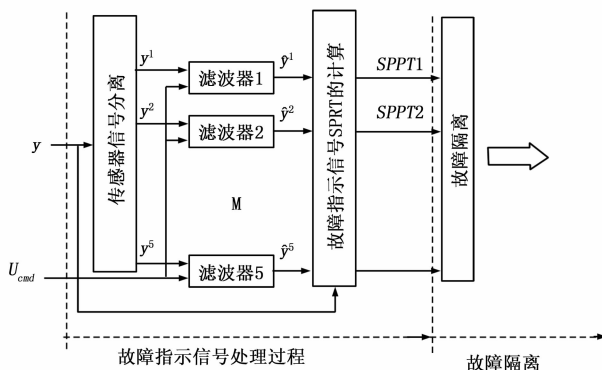


图 1 采用一组 Kalman 滤波器进行故障诊断结构图

### 3 基于一组卡尔曼滤波器的执行机构故障诊断

本文中研究的均是小偏离的故障类型, 这里将执行机构故障认为是实际输出物理量与其输入指令之间稳态时的一致。含有执行机构故障的发动机线性化模型如式 (6) 所示:

$$\begin{aligned} \dot{\bar{x}} &= A x + L h + B (u_{cmd} + b) + w \\ y &= C x + M h + D (u_{cmd} + b) + v \end{aligned} \quad (6)$$

其中:  $b$  为执行机构偏差。

本节同样采用一组 Kalman 滤波器对执行机构 FDI, 它的结构不同于传感器 FDI。主要体现在: 1) 执行机构的 FDI 中每个滤波器使用所有传感器测量值, 2) 将故障偏差增广到状态向量里。对于第  $k$  个执行机构偏差, 发动机线性化模型如式 (7) 所示:

$$\begin{aligned} \dot{\bar{x}}^k &= \tilde{A}^k \bar{x}^k + \tilde{B} u_{cmd} + w \\ y^k &= \tilde{C}^k \bar{x}^k + D u_{cmd} + v \end{aligned} \quad (7)$$

其中:  $\bar{x}^k = \begin{bmatrix} x \\ h \\ b_k \end{bmatrix}$ ,  $\tilde{A}^k = \begin{bmatrix} A & L & B_k \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ ,  $\tilde{B} = \begin{bmatrix} B \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ ,  $\tilde{C}^k =$

$[C \ M] k$  是从 1 到  $p$  的整数,  $p$  是执行机构的个数,  $b_k$  是第  $k$  个执行机构的偏差, 向量  $B_k, D_k$  是矩阵  $B, D$  的第  $k$  列。

如果一个执行机构出故障, 那么, 所有滤波器均使用有故障的信号。然而, 仅有一个与其对应的滤波器可以准确、快速的估计出这个偏差, 使得残差值很小, 而其余的滤波器不能正确的估计出偏差所以残差量较大, 据此来判断哪个执行机构出故障。

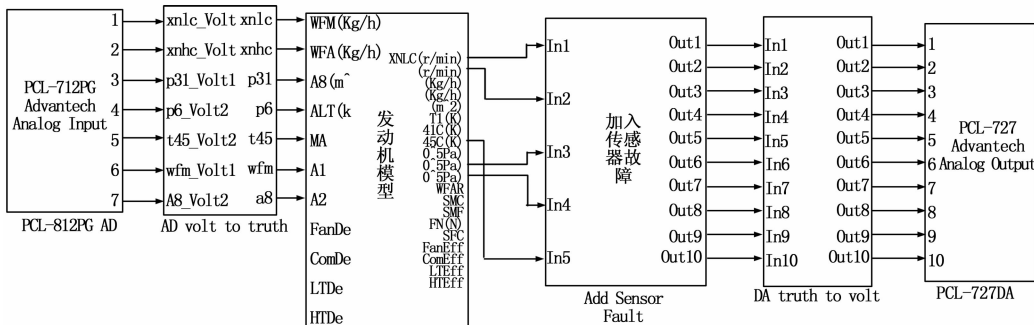


图 2 发动机传感器/执行机构故障诊断仿真模块

本文诊断的执行机构故障为:燃油流量执行机构和尾喷口面积执行机构。

#### 4 试验结果与分析

传感器/执行机构故障诊断、隔离仿真结构如图2所示。首先给定发动机模型输入,得到所需的传感器测量值;其次,加入故障,并按照每个Kalman滤波器的需求将传感器故障分类;再次,得到滤波残差信号;最后,进行故障指示信号WSSR的计算并进行逻辑判断。图2所示的模块是在Matlab环境下封装好的子模块。分别给传感器和执行机构添加故障进行方案验证。

图3所示为高压转子转速故障传感器故障下(漂移故障,斜率为0.02),指示信号 $WSSR_{1-7}$ 的曲线。正如前所述,WSSR是故障指示信号,下标1~7分别对应5个传感器和2个执行机构。由联合故障诊断理论可知,故障指示信号 $WSSR_2$ 值很小且没有超过门限值,其余故障指示信号均增大且超过门限值,表明 $WSSR_2$ 对应的那个传感器(高压转子转速传感器)发生了故障。进而达到了进行故障、隔离的目的。

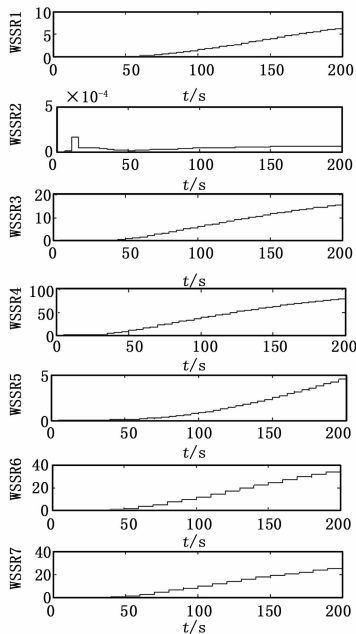


图3 高压转子转速故障下,指示信号 $WSSR_{1-7}$ 仿真图

图4所示为尾喷口面积执行机构故障下指示信号 $WSSR_{1-7}$ 的曲线。由图可见 $WSSR_{1-6}$ 的故障指示信号均变大且超过门限值,根据前面所述的诊断方案,说明是执行机构出了问题,同时根据指示信号 $WSSR_7$ 的变化情况,虽然在开始几秒内也大于门限但是很快就降低并趋于零,该变化说明针对此设计的滤波器可以估计出执行机构的偏差,导致该指示信号很快趋于零,据此可以得出是尾喷口面积执行机构发生了故障。

#### 5 结束语

本文提出了一种基于信息融合的方法进行传感器/执行机构故障诊断、隔离研究,得出了如下的结论:

1) 设计了一组Kalman滤波器对5个传感器进行故障诊

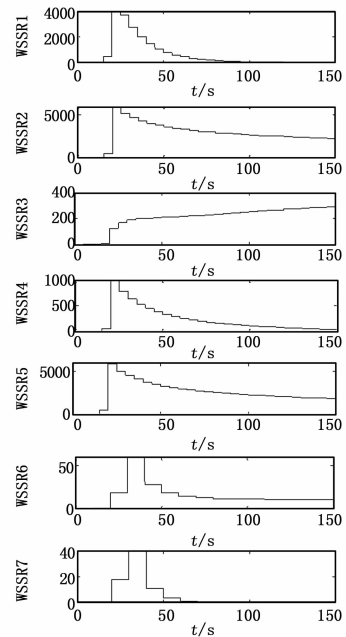


图4 尾喷口面积执行机构故障下,指示信号 $WSSR_{1-7}$ 仿真图

断、隔离研究,结合发动机模型进行了验证,结果表明在单个传感器故障的情况下可以准确的诊断和隔离出故障。

2) 设计了一组Kalman滤波器对执行机构进行故障诊断、隔离研究。同时结合传感器故障的诊断提出了信息融合诊断逻辑,最后通过仿真表明:本文所设计的方法可以在传感器或者执行机构任何一个发生故障的情况下诊断并隔离出有问题的部件。

#### 参考文献:

- [1] Merrill W C, Delaat J C, Bruton W M. Advanced Detection, Isolation, and Accommodation of Sensor Failure—Real—Time Evaluation [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1988, 11 (6): 517—526.
- [2] Kobayashi T, Simon D L. Evaluation of an enhanced bank of Kalman filters for in—flight aircraft engine sensor fault diagnostics [R]. NASA/TM\_2004—213203.
- [3] Kobayashi T, Simon D L. Application of a Bank of Kalman Filters for Aircraft Engine Fault Diagnostics [R]. ASME Paper GT2003—38550.
- [4] Rausch R, Viassolo D E, et al. Towards In—Flight Detection and Accommodation of Faults in Aircraft Engines [R]. AIAA—2004—6463.
- [5] Ogaji S O T, Singh R, Probert S D. Multiple—sensor fault—diagnoses for a 2—shaft stationary gas—turbine [J]. Applied Energy 71 (2002) 321—339.
- [6] Duane L, Mattern, Link C, Jaw. Ten—Huei Guo, Ronald Graham and William Mccoy. Using Neural Networks For Sensor Validation [R]. AIAA—98—35351.
- [7] Xue W, Guo Y Q. Aircraft Engine Sensor Fault Diagnostics Based on Estimation of Engine's Health Degradation [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2009, 22 (1).