

多重模型自适应滤波的故障诊断与容错

西北工业大学 王镛根* 李根成

【摘要】对多重模型自适应滤波(MMAF)进行了改进并将它用于控制系统的传感器的故障诊断与容错。数值仿真表明,其故障诊断准确度高,容错效果良好。

主题词: 自适应滤波 故障诊断 容错技术 航空发动机

分类号: V 249 121

1 引言

将MMAF^[1]用于航空发动机控制系统中的传感器故障检测的数值仿真结果表明,在故障模型和大小已知情况下,用MMAF进行故障诊断具有极大优越性,故障诊断准确度高,无延迟报警,容错效果良好,算法简单,不必选择门限值。

MMAF的故障诊断与容错原理图示于图1。

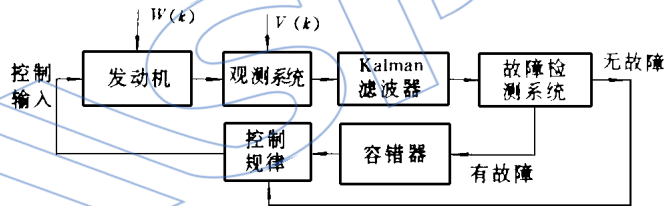


图1 MMAF故障检测与容错原理图

2 MMAF的故障诊断及容错设计

2.1 MMAF的故障诊断

用MMAF进行故障诊断首先应充分考虑系统的各种可能发生的故障情况,然后对每一种故障提出与之相应的数学模型,根据系统的输入输出对每一个模型进行滤波,再根据各模型输出的残差判断哪个模型正确,从而确定是否存在故障并进行定位。

考虑某型航空发动机高压转子转速 n_h 及压气机出口压力 P_2^* 的故障情况可得到以下故障模型:

$$X(k+1) = \Phi(k+1, k)X(k) + G(k+1, k)U(k) + \theta(k) + \Gamma(k+1, k)W(k) \quad (1)$$

$$Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + D(k+1)U(k+1) + \Psi(k) + V(k+1) + \beta_i(k) \quad (2)$$

其中: 状态向量 $X = (n_h, n_l)^T$, 传感器输出向量 $Z = (n_h, P_2^*, n_l, T_4^*)^T$, 控制向量 U, W 为 n 维(二维)系统噪声向量, V 为 m 维(四维)观测噪声向量, W, V 为零均值白噪声,其统计特性为:

$$E[W(k)] = 0, \quad E[V(k)] = 0, \quad E[W(k)W^T(j)] = \theta(k)\delta_{kj}$$

$$E[V(k)V^T(j)] = R(k)\delta_{kj}, \quad E[W(k)V^T(j)] = S(k)\delta_{kj}$$

而 $\theta(k), R(k)$ 与 $S(k)$ 为方差阵。 Φ, G, Γ, H 及 D 分别为相应维数的矩阵。它们是发动机状态

的函数, 而 $\theta(k)$ 是与状态转移矩阵 $\Phi(k)$ 有关的一个参数, $\Psi(k) = Z(k) - H(k) \times (k)$ 。 $\beta_i(k)$, $i = 0, 1, 2, \dots, 8$ 为 M 维向量, 其方向 (i) 指明了第 i 个传感器出现了故障, 而大小表示了故障的幅值。故障向量 $\beta_i(k)$ 对应着系统不同的故障模态: H_0 : $\beta_0(k) = [0, 0, 0, 0]^T$, 传感器无故障; H_1 : $\beta_1(k) = [h_1, 0, 0, 0]^T$; H_2 : $\beta_2(k) = [0, h_2, 0, 0]^T$; H_3 : $\beta_3(k) = [r_1, 0, 0, 0]^T$; H_4 : $\beta_4(k) = [0, r_2, 0, 0]^T$; H_5 : $\beta_5(k) = [h_1, h_2, 0, 0]^T$; H_6 : $\beta_6(k) = [r_1, r_2, 0, 0]^T$; H_7 : $\beta_7(k) = [h_1, r_2, 0, 0]^T$; H_8 : $\beta_8(k) = [r_1, h_2, 0, 0]^T$ 。

其中: h_1 、 r_1 分别表示 n_h 传感器硬、软故障的幅值; h_2 、 r_2 分别表示 P_2^* 传感器硬、软故障的幅值。

如果 H_i 为真, 表示当前时刻第 i 个模型能正确反映实际系统。根据观测值 $Z(k)$ 递推出各模型的滤波残差 $r_i(k)$ 和残差的方差 $VR_i(k)$ 。用 $P(i|o)$ 表示第 i 个模型正确的先验概率, 且满足:

$$\sum_{i=0}^N P(i|o) = 1 \quad N = 8$$

用 $P(i|k)$ 表示根据测量集 $I(k) = \{U(o), \dots, U(k-1), Z(o), \dots, Z(k)\}$ 计算求得的 H_i 为真时的先验概念。根据 Bayes 理论可得:

$$P(i|k) = L(i|k) \cdot P(i|k-1) / \sum_{j=0}^N L(j|k) \cdot P(j|k-1) \quad (3)$$

其中

$$L(i|k) = (2\pi)^{m/2} \cdot f[Z(k)|H_i, I(k-1)]$$

m 为输出向量的维数, $f(\cdot|\cdot)$ 为条件概率密度函数。可以证明当 H_i 为真时, 定常系统的滤波残差 $r(k+1)$ 是一个均值为零, 方差为 $H(k+1) \cdot P(k+1|k) \cdot H^T(k+1) + R(k+1)$ 的高斯白噪声序列, 所以

$$L(i|k) = |VR_i(k)|^{-(1/2)} \exp^{-1/2 r_i^T(k) R_i^{-1}(k) r_i(k)} \quad (4)$$

其中 $|\cdot|$ 表示方阵的行列式值。将 (4) 式代入 (3) 式便可在前一步的基础上求得当前时刻各模型正确的后验概率 $P(i|k)$ ($i = 0, 1, \dots, N$), 取

$$P(j|k) = \max_{0 \leq i \leq N} P(i|k) \quad (5)$$

即 k 时刻 H_j 为真的概率最大, 因此可认为 k 时刻第 j 个模型正确, 由此便可检测并定位故障。如 H_3 成立, 说明 k 时刻 n_h 传感器软故障而 P_2^* 传感器无故障。

2.2 MMAF 的改进

如前所述, MMAF 是通过计算残差的条件概率检测故障, 其突出优点是不必选择门限值, 但这种方法常发生故障延迟报警。因为在 $k-1$ 时刻, 例如 H_i 为真, 由于计算出的第 i 种故障模态与第 j 种故障模态差异较大, 此时计算出的 $P(i|k-1)$ 较小。因此, 系统虽然在 k 时刻出现了第 i 种故障, 但由于式 (3) 递推得到的 $P(i|k)$ 仍较小, 产生了故障检测的延迟。由此可见, 造成延迟报警的主要原因是 $P(i|k)$ 过小, 为消除这种现象可设定 $P(i|k)$ 的下限 P_L , 例如取 $P_L = 10^{-3}$, 则 $P(k|k)$ 的上限 P_U 为: $P_U = 1.0 - (M-1)P_L$ 。其中 M 为故障模态的个数, 本文 $M = 9$ 。

2.3 MMAF 的容错设计

Kalman 滤波器估计出各故障模型的状态估值 $X_i(k|k)$ 及传感器输出估值 $Z_i(k|k)$, $i = 0, 1, 2, \dots, 8$ 之后, 按下式计算故障模态下的容错估计

$$X(k|k) = \sum_{i=0}^N X_i(k|k) P(i|k) \quad N = 8 \quad (6)$$

$$Z(k|k) = \sum_{i=0}^N Z_i(k|k) P(i|k) \quad N = 8 \quad (7)$$

3 数值仿真结果

地面加速状态。本算例研究较复杂的故障情况,即 n_h, P_2^* 传感器都有故障且软硬故障兼有,故障设置见图 2 和图 3。数值仿真结果是在 400 次故障诊断中, n_h 传感器的故障诊断误报两次而无漏报; P_2^* 传感器故障诊断既无误报亦无漏报,系统的容错效果见图 4、5。图中曲线 (a) 为观测值, (b) 为容错值。

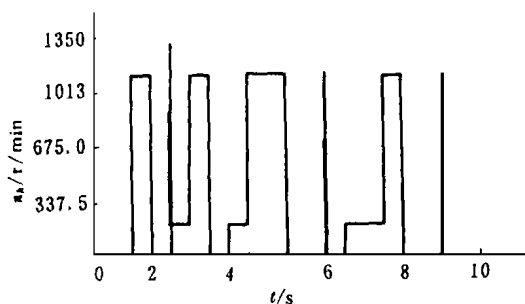


图 2 n_h 故障设置

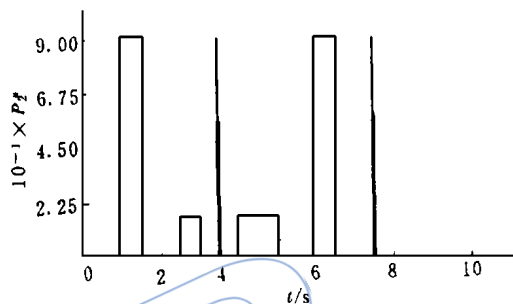


图 3 P_2^* 故障设置

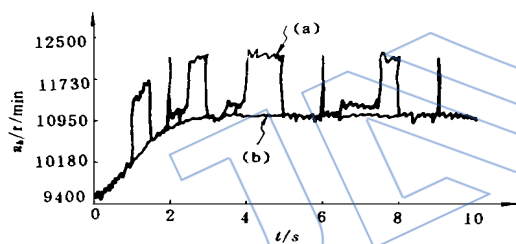


图 4 n_h 观测值与容错值

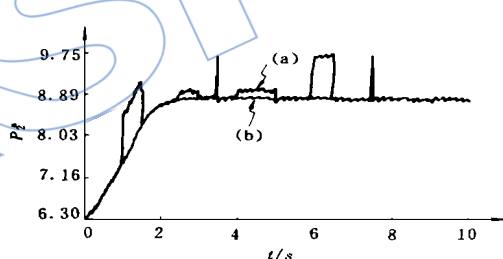


图 5 P_2^* 观测值与容错值

由仿真结果表明: (1) MMAF 的诊断准确度远远高于 Kalman 滤波的故障诊断, 在 400 次故障诊断中, MMAF 诊断的 n_h, P_2^* 传感器故障各误报一次, n_h 漏报一次, P_2^* 无漏报; 而 Kalman 滤波诊断对误报和漏报较严重。 (2) 从容错效果看, Kalman 滤波容错效果比 MMAF 效果好。 (3) MMAF 比 Kalman 的计算简单, 容易实时化。

本文仅以 n_h 及 P_2^* 传感器故障检测为例, 对于实际发动机系统中更多的传感器故障检测同样能应用。因为本方法比发动机上常采用的卡尔曼滤波法的故障检测时间更短。

参 考 文 献

- 1 Tzafestas S and Watanabe K. Modern Approaches to System/Sensor Fault Detection and Diagnosis Journal A, 1990, 31 (4): 42- 57

(责任编辑 王庆康)