

文章编号:1000-8055(2011)06-1396-09

基于 UIO 的航空发动机控制系统 传感器故障诊断

覃道亮, 何 皑, 孔祥兴, 王 曦

(北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191)

摘 要: 研究了航空发动机控制系统传感器鲁棒故障检测与隔离问题, 提出了一种克服不同干扰对控制系统诊断性能影响的方法. 应用未知输入观测器(unknown input observer, 简称 UIO)理论来解耦航空发动机动态系统干扰, 并针对控制系统传感器设计一族 UIO, 提取出一系列的传感器残差特征数据, 通过分析残差队列的幅值特性, 实现航空发动机控制系统传感器故障诊断. 在高斯白噪声、模型工作点变化和非高斯噪声三类干扰下的数字仿真结果表明, 不管何种干扰, UIO 诊断方法均能检测和隔离出传感器故障, 在诊断鲁棒性方面, 要优于 Kalman 滤波器诊断算法.

关 键 词: 未知输入观测器(UIO); 航空发动机控制; 传感器故障; 故障诊断; 残差生成

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

UIO-based sensor fault diagnosis for aero-engine control systems

TAN Dao-liang, HE Ai, KONG Xiang-xing, WANG Xi

(School of Jet Propulsion,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: The problem of sensor fault detection and isolation for aero-engine control systems was studied and an approach to overcome the impact of various disturbances on the performance in diagnosis of the control systems was proposed in this paper. This approach applied unknown input observer (UIO) theory to decouple the disturbance in the aero-engine dynamic model. Then, a bank of UIOs for the sensors in the control system were designed, and a series of residual features for the control system's sensors were extracted. By analyzing the characteristics of magnitudes in the queue of residuals, this paper accomplished the sensor-fault detection and isolation. Numerical simulation results with the disturbances of Gaussian white noise, a moderate change in the operating point of the engine, and non-Gaussian noise show that, the UIO-based method can effectively detect and isolate sensor faults irrespective of the class of the system disturbance, and outperform the Kalman filter-based algorithm in term of diagnosis robustness.

Key words: unknown input observer (UIO); aero-engine control; sensor fault; fault diagnosis; residual generation

收稿日期:2010-05-06; 修订日期:2010-09-07

基金项目:航空科学基金(2009ZB51); 航空推进技术验证计划

作者简介:覃道亮(1980—),男,陕西延安人,博士后,主要从事故障诊断、模式识别、视频分析等领域研究.

E-mail:dltan@buaa.edu.cn

航空发动机是一种高度非线性气动热力系统,结构复杂,工况多变。在国外,现代 FADEC (full authority digital electronic control) 系统在航空推进系统控制中已被广泛接受。国内也陆续开展了一些型号航空发动机的 FADEC 研制工作。经验表明,限制 FADEC 推广的主要瓶颈是可靠性问题,更进一步地是 FADEC 的容错能力,即当 FADEC 系统元件出现故障时,航空发动机仍能够实现安全工作的能力。

航空发动机控制系统的故障检测与诊断是实现航空发动机容错控制的重要前提。另一方面,航空发动机要在全飞行包线内的多种工况下运行,环境条件变化会很恶劣,传感器易发生蜕变,产生了对 FADEC 系统进行传感器故障检测与隔离研究的技术需求。

近些年来,国内学者开展了大量航空发动机系统故障诊断方面的研究,通过将发动机诊断看作是一个模式识别问题,探索了将小波分析^[1]、线性判别分析^[2]、独立成分分析^[3]、核主成分分析^[4]、支持向量机^[5]、神经网络^[6]方法应用到航空发动机工况特征的提取和识别中,初步取得了数字仿真验证。

然而统计模式识别方法对训练数据样本的依赖性较强,相同的分类方法,可能会因训练样本的差异导致不同的识别性能和推广能力。在实际应用中,由于密级原因,航空发动机故障的真实数据样本,一般难于获得或相当有限。有限的数据样本和复杂的算法参数,给现有的统计诊断方法提出了一定挑战。因此,基于统计模式识别理论的航空发动机诊断方法有必要在大规模数据库上进行性能验证。

另一方面,基于动态系统模型的诊断理论得到了研究者们的青睐,已积累了成熟研究成果^[7-8],在航空发动机健康管理中得到应用^[9]。例如,国外已有未知输入观测器(unknown input observer,简称 UIO)航空发动机诊断报道^[7],但国内仍缺乏这方面技术研究。同时,航空发动机作为一种传统产业,国际上已有一套成熟的理论对其进行动态系统建模^[10-11]。因此,开展研究基于航空发动机动态模型的诊断方法是有价值的。虽然 Kalman 滤波器已在国内外的航空发动机故障检测与诊断问题中得到验证^[6,9],但是 Kalman 滤波过程中要求动态系统的噪声符合高斯正态分布。

而实际发动机模型偏差、非结构性模型不确定性和外界飞行环境等因素,可能会让系统模型

不满足白噪声干扰假设。自然地,结合新的观测器理论和航空发动机动态系统模型,克服非高斯干扰影响,以实现航空发动机的鲁棒故障检测与诊断是有必要的。

本文研究了航空发动机控制系统传感器故障诊断问题。应用 UIO 理论来解耦外界干扰的影响,进而提取出传感器工况鲁棒残差特征,实现传感器故障的检测。在检测出故障后,通过分析一族 UIO 残差序列状态,完成传感器故障的隔离。该方法降低了外界干扰对动态系统诊断算法的性能影响。

1 动态系统 UIO

在发动机系统的动态过程中,会出现各种干扰因素的作用,对系统状态变化建模时,有必要考虑这些干扰因素。考虑如下线性系统模型:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{E}\mathbf{d}(t) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t) \quad (2)$$

其中 $\mathbf{x}(t) \in \mathbf{R}^n$ 为系统状态向量, $\mathbf{u}(t) \in \mathbf{R}^p$ 为控制向量, $\mathbf{d}(t) \in \mathbf{R}^q$ 为外界干扰, $\mathbf{y}(t) \in \mathbf{R}^m$ 为系统测量输出。 $\mathbf{d}(t)$ 考虑了系统非可测噪声、系统未知控制输入和在局部线性化建模时舍弃掉的高阶偏差项。同时 $\mathbf{d}(t)$ 亦能综合模型工作点小幅变化因素,关于矩阵 $\mathbf{E}$ 的具体建模计算,可参考文献^[7-8]。

不失一般性,假设矩阵 $\mathbf{E}$ 为列满秩,要求设计如下观测器:

$$\dot{\hat{\mathbf{z}}}(t) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{z}}(t) + \mathbf{G}\mathbf{u}(t) + \mathbf{L}\mathbf{y}(t) \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = \hat{\mathbf{z}}(t) + \mathbf{H}\mathbf{y}(t) \quad (4)$$

使得状态估计 $\hat{\mathbf{x}}(t)$ 渐近地逼近系统真实状态 $\mathbf{x}(t)$, 并且不受外界干扰 $\mathbf{d}(t)$ 的影响——并未假定 $\mathbf{d}(t)$ 符合高斯正态分布的统计特性。UIO 的基本思想是通过解耦(或零化)从外界干扰 $\mathbf{d}(t)$ 到状态估计偏差 $\mathbf{e}(t) = \mathbf{x}(t) - \hat{\mathbf{x}}(t)$ 之间的影响作用,来实现 $\mathbf{x}(t)$ 的渐近观测。UIO 即公式(3)和(4)存在的充分必要条件是^[7]

$$1) \text{rank}(\mathbf{CE}) = \text{rank}(\mathbf{E});$$

$$2) (\mathbf{C}, \mathbf{A}_1) \text{ 可检, 其中}$$

$$\mathbf{A}_1 = \mathbf{A} - \mathbf{E}[(\mathbf{CE})^T(\mathbf{CE})]^{-1}(\mathbf{CE})^T\mathbf{CA}.$$

条件 1) 表明待解耦的干扰项数目不能超过独立测量信号的数目,而条件 2) 要求 $(\mathbf{C}, \mathbf{A}_1)$ 中不可观部分必须稳定。

根据矩阵理论的相关知识,一种 UIO 参数

解为^[7]

$$\mathbf{H} = \mathbf{E}[(\mathbf{C}\mathbf{E})^T \mathbf{C}\mathbf{E}]^{-1} (\mathbf{C}\mathbf{E})^T \quad (5)$$

$$\mathbf{G} = (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{B} \quad (6)$$

$$\mathbf{F} = (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{A} - \mathbf{L}_1 \mathbf{C} \quad (7)$$

$$\mathbf{L} = \mathbf{L}_1 + \mathbf{F}\mathbf{H} \quad (8)$$

其中 $\mathbf{L}_1$ 为满足 $(\mathbf{C}, (\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{A})$ 极点配置要求的矩阵. 对航空发动机而言, 条件 1) 和 2) 一般均易满足, 因此 UIO 设计不成问题. 关于具体的 UIO 参数计算证明过程, 可以进一步参考文献 [7, 12-14], 这里略去细节.

2 UIO 族故障检测与隔离

基于 UIO 的故障检测与隔离方法, 其基本思想是在动态系统模型中考虑外界干扰和模型偏差等因素, 通过干扰解耦(或正交子空间投影), 来消除模型干扰因素对监测残差的影响.

图 1 显示了典型残差向量 $\mathbf{r}$ 的组成部分: 故障残差 $\mathbf{r}_f$ 和干扰残差 $\mathbf{r}_d$. 因此把 $\mathbf{r}$ 向故障残差子空间投影后, 在 $\mathbf{r}_f$ 子空间里可以去除 $\mathbf{r}_d$ 在残差中的影响, 这是 UIO 鲁棒故障诊断的几何思想.

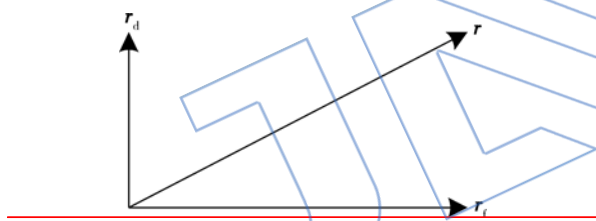


图 1 由故障残差 $\mathbf{r}_f$ 和干扰残差 $\mathbf{r}_d$ 复合而成的残差向量 $\mathbf{r}$

Fig. 1 Composite residual $\mathbf{r}$ composed of the residual $\mathbf{r}_f$ caused by faults and the residual $\mathbf{r}_d$ caused by disturbances

2.1 UIO 传感器故障检测

考虑如下传感器故障模型:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{E}\mathbf{d}(t) \quad (9)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t) + \mathbf{f}_s(t) \quad (10)$$

其中 $\mathbf{f}_s(t)$ 是时变未知传感器故障信号. 利用残差信号向量 $\mathbf{r}(t) = \mathbf{y}(t) - [\mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t)]$ 的幅值, 来实现传感器系统故障的检测. 理论上, 在无故障时, 残差 $\mathbf{r}(t)$ 应该近似为零, 而当出现故障时, 残差会偏离零值. 由于实际中受系统建模精度的影响, 无故障情形下的残差难于严格保持零值, 故采用阈值门限的方法进行分析判断, 具体的故

障检测逻辑为

$$s = \begin{cases} 0 & \|\mathbf{r}\| < \epsilon \\ 1 & \|\mathbf{r}\| > \epsilon \end{cases}$$

其中 ϵ 是检测阈值, $s = 0$ 对应无故障, $s = 1$ 对应故障.

2.2 UIO 传感器故障隔离

当检测出发动机控制系统传感器出现故障时, 需要对传感器故障进行定位和隔离. 在本文中, 先借助一族未知输入观测器 $\text{UIO}_1, \text{UIO}_2, \dots, \text{UIO}_m$, 来提取残差队列 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_m$, 通过分析残差队列的逻辑状态 $s_1, s_2, \dots, s_m$, 来完成传感器故障隔离.

以 $\text{UIO}_i (1 \leq i \leq m)$ 为例, 它的数学模型为

$$\dot{\mathbf{z}}^i(t) = \mathbf{F}^i \mathbf{z}^i(t) + \mathbf{G}^i \mathbf{u}(t) + \mathbf{L}^i \mathbf{y}^i(t) \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{x}}^i(t) = \mathbf{z}^i(t) + \mathbf{H}^i \mathbf{y}^i(t) \quad (12)$$

其中 $\mathbf{y}^i(t)$ 为去除 $\mathbf{y}(t)$ 中第 i 个分量后所得的向量. 可以看出, UIO_i 的输入包括全部控制输入和除过第 i 个测量信号的全部输出, 因此残差 $\mathbf{r}_i$ 的大小不受来自第 i 个传感器故障 f_i 的影响. 若其他 UIO_j 的状态满足 $s_j = 1 (j = 1, \dots, m; j \neq i)$, 而 UIO_i 的状态 $s_i = 0$, 则可得出故障必出现在第 i 个传感器上. 对于其他情形, 可进行类似分析. 表 1 列出了传感器故障分离时的逻辑匹配关系. 图 2 给出了航空发动机控制系统传感器故障检测与隔离流程示意图.

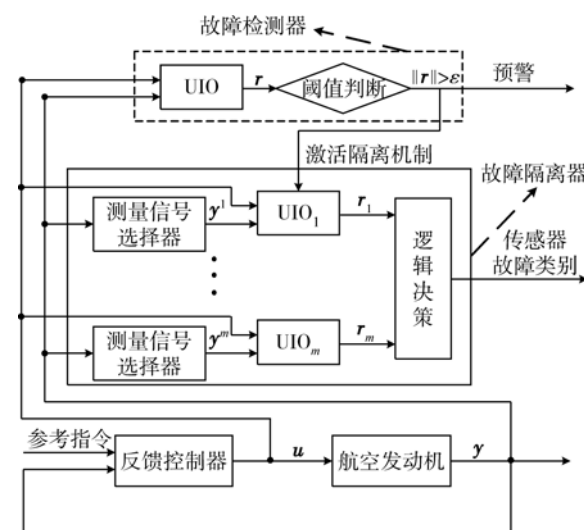


图 2 基于 UIO 的航空发动机控制系统传感器故障检测与隔离

Fig. 2 UIO-based sensor fault detection and diagnosis for aero-engine control systems

表 1 航空发动机控制系统传感器故障隔离逻辑表

Table 1 Sensor-fault isolation logic for aero-engine control systems

传感器序号	残差队列状态					
	s_1	s_2	$\cdots$	s_i	$\cdots$	s_m
传感器 1	0	1	1	1	1	1
传感器 2	1	0	1	1	1	1
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
传感器 i	1	1	1	0	1	1
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
传感器 m	1	1	1	1	1	0

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0.2933 & 0.0130 \\ -0.0407 & 0.0786 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0 & 1.0544 & 0.8519 & -0.0655 \\ 0 & 1.0000 & 0.4901 & -0.2762 & -0.0515 \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.3623 & -0.0099 & -0.0078 \\ 0 & 0 & -0.0119 & -0.0900 & -0.0076 \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -0.9600 & 0.0736 \\ 2.4852 & -1.4673 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} 6.2006 & 2.8639 \\ 4.1048 & -4.3262 \end{bmatrix}$$

发动机状态变量为高压转子转速和低压转子转速 (N_1)。发动机输出测量信号有高低压转子转速、高压压气机出口压力 (p_3)、高压涡轮出口压力 (p_6) 和高压涡轮出口温度 (T_6)。采用线性二次调节器方法^[15]来实现发动机模型的控制。数字仿真中配置 UIO 极点位置于 $\{-1, -2\}$ 。当这五类传感器依次在第 6 s 时出现故障(以单位阶跃信号模拟)时,图 3~图 12 显示了高斯白噪声下分别在 UIO 族和 Kalman 滤波器族监测下,被监测残差信号的变化情况。

在传感器无故障时,从基于 UIO 的残差变化曲线 $\mathbf{r}$ 中,可以看到,系统故障检测器的残差信号 $\mathbf{r}$ 在前 6 s 内保持零值大小不变,而在第 6 s 时,当传感器出现故障时,检测器的残差信号 $\mathbf{r}$ 幅值均出现较大幅度的增加。因此,如图 3、图 5、图 7、图 9 和图 11 中 $\mathbf{r}$ 曲线所示,当这五类发动机传感器发生故障时,在经过简单阈值判断后,基于 UIO 的检测器就可以判断出涡扇发动机测量传感器出现故障。

另一方面,如图 4、图 6、图 8、图 10 和图 12 所示,基于 Kalman 滤波器的残差信号 $\mathbf{r}$,在传感器无故障情形下(前 6 s 时间内),其幅值在零值附近进行随机无规则变化,而第 6 s 之后,由于传感器故障的原因,残差 $\mathbf{r}$ 的幅值虽然在整体上有所增加,相对无故障时的无序性,仍给阈值的选取带来挑战,即使采用自适应阈值法^[16],也会引起一

3 数字仿真结果

以某型涡扇发动机为例,来验证 UIO 族被用于处理航空发动机控制系统传感器故障检测与隔离问题的性能,并与 Kalman 滤波器^[6,9]的监测结果进行对比,给出结果分析。

3.1 标称工作点性能

以地面发动机高压转子转速 (N_h) 67.5% 状态为参考模型,模型矩阵参数为

定的虚警率。因此,与 Kalman 滤波器方法相比,UIO 方法更能准确地检测出传感器故障。

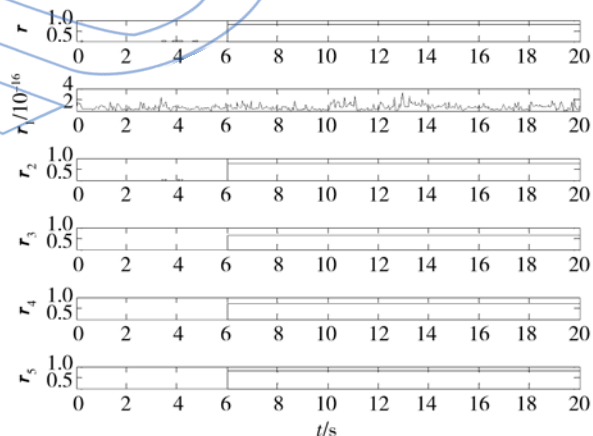


图 3 高斯白噪声干扰下基于 UIO 族的 N_h 传感器在第 6 s 出现故障时的残差曲线

Fig. 3 Residual curves based on a bank of UIOs when a fault occurs at $t=6$ s in the N_h sensor disturbed by Gaussian white noise

按照图 2 的逻辑,在检测出传感器存在故障后,接着需要进行故障的隔离,即判断定位出哪一种传感器出现了故障。通过进一步分析残差族 $\mathbf{r}_1 \sim \mathbf{r}_5$ 信号的幅值特性,可实现传感器故障的隔离。以发动机高压转子转速 N_h 为例,当 N_h 传感器在第 6 s 出现故障时,由于 $\mathbf{r}_1$ 的构造未受 N_h 的信号影响,因此 $\mathbf{r}_1$ 的幅值应近似为零值,如图 3

中 r_1 曲线所示,记录此时 r_1 的状态 $s_1=0$. 而残差族 $r_2 \sim r_5$ 的构造因引入了 N_h 信号,所以 N_h 的故障会影响到 $r_2 \sim r_5$ 幅值大小产生变化,如图3中 $r_2 \sim r_5$ 曲线所示,在第6s时刻, $r_2 \sim r_5$ 幅值均不同程度地得到增长,经过阈值分析,可判断出 $r_2 \sim r_5$ 此时的状态为 $s_2=s_3=s_4=s_5=1$. 根据表1中的准则,可直接定位出传感器 N_h 出现故障. 对于其他四类传感器故障的隔离问题,可采用类似的原理进行分析得出,由于篇幅所限,这里省略掉其细节.

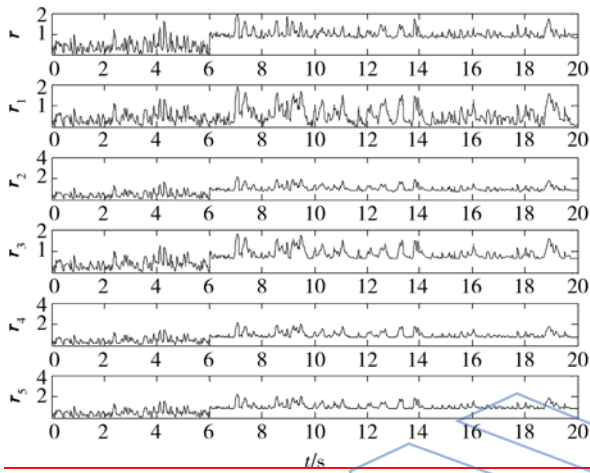


图4 高斯白噪声干扰下基于Kalman滤波器族的 N_h 传感器在第6s出现故障时的残差曲线

Fig. 4 Residual curves based on a bank of Kalman filters when a fault occurs at $t=6s$ in the N_h sensor disturbed by Gaussian white noise

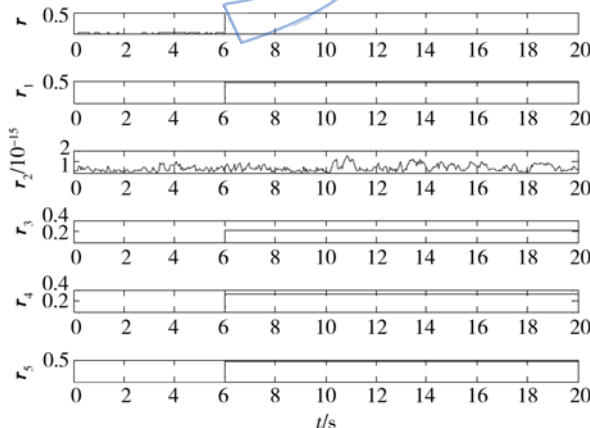


图5 高斯白噪声干扰下基于UIO族的 N_l 传感器在第6s出现故障时的残差曲线

Fig. 5 Residual curves based on a bank of UIOs when a fault occurs at $t=6s$ in the N_l sensor disturbed by Gaussian white noise

同UIO族残差曲线相比,Kalman滤波器族的残差曲线受噪声的影响更大,随机波动性大,给阈值的选取带来了挑战,并可能造成故障决策的误报、漏报或迟报. 例如,图4中 r_1 幅值曲线本应始终接近于水平零值线,但因外界干扰 $d(t)$ 的影响,使得残差 r_1 较大程度偏离了零值,即使其他残差 $r_2 \sim r_5$ 的状态能够实现正确判断,由于 r_1 的状态误判亦会造成 N_h 传感器故障的隔离失败. 对于基于Kalman滤波器族的其他传感器故障隔离(N_1, p_3, p_6, T_6),亦可得出相似结论.

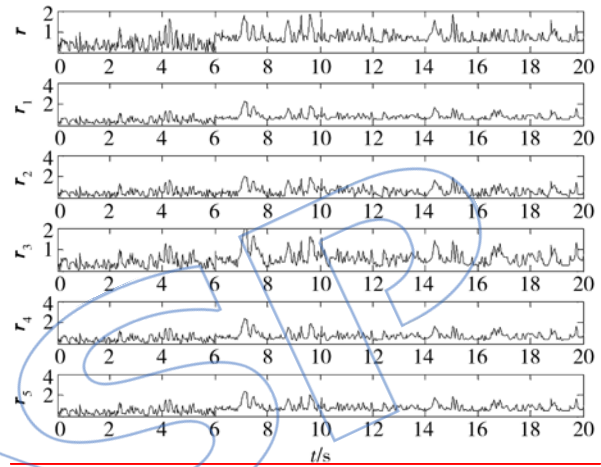


图6 高斯白噪声干扰下基于Kalman滤波器族的 N_l 传感器在第6s出现故障时的残差曲线

Fig. 6 Residual curves based on a bank of Kalman filters when a fault occurs at $t=6s$ in the N_l sensor disturbed by Gaussian white noise

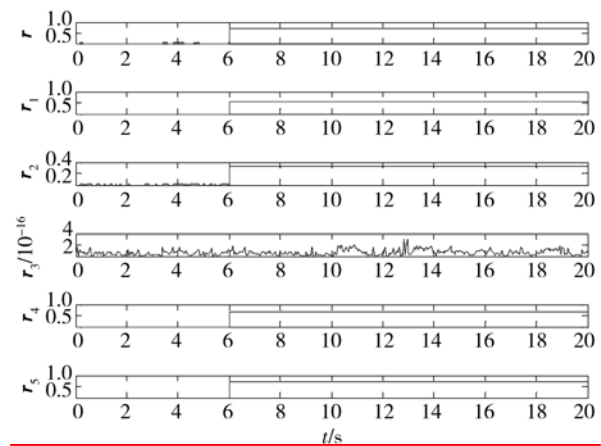


图7 高斯白噪声干扰下基于UIO族的 p_3 传感器在第6s出现故障时的残差曲线

Fig. 7 Residual curves based on a bank of UIOs when a fault occurs at $t=6s$ in the p_3 sensor disturbed by Gaussian white noise

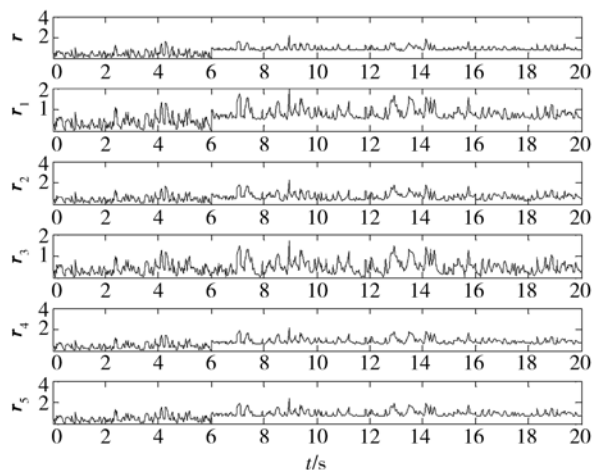


图 8 高斯白噪声干扰下基于 Kalman 滤波器族的 p_3 传感器在第 6 s 出现故障时的残差曲线

Fig. 8 Residual curves based on a bank of Kalman filters when a fault occurs at $t=6$ s in the p_3 sensor disturbed by Gaussian white noise

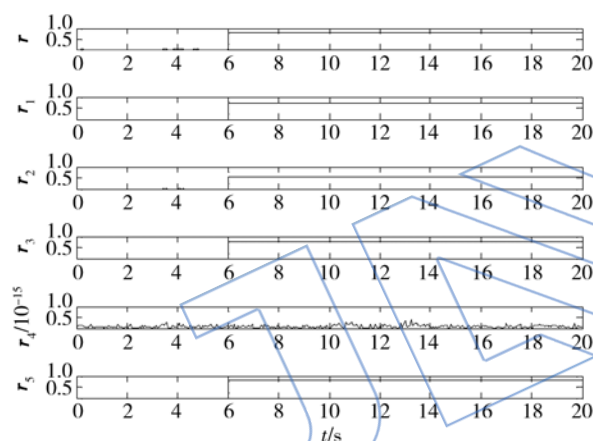


图 9 高斯白噪声干扰下基于 UIO 族的 p_6 传感器在第 6 s 出现故障时的残差曲线

Fig. 9 Residual curves based on a bank of UIOs when a fault occurs at $t=6$ s in the p_6 sensor disturbed by Gaussian white noise

3.2 跨标称工作点性能

为了进一步验证 UIO 族故障检测与隔离方法的鲁棒性,本节中采用前述高压转子 67.5% 状态的监测算法参数对高压转子 70% 状态继续进行传感器健康监控.由于篇幅所限,这里仅给出 N_h 传感器的仿真结果.程序设定 N_h 传感器在第 6 s 时刻出现故障.

图 13 显示了采用相同的监测算法参数对高压转子 67.5% 和 70% 状态监控时,残差信号的变化曲线,其中实线对应 67.5% 状态,虚线对应 70% 状态.从图 13 中可以看出,尽管系统模型发

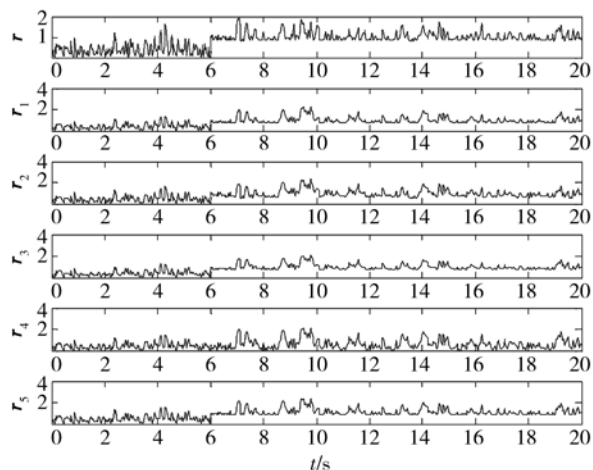


图 10 高斯白噪声干扰下基于 Kalman 滤波器族的 p_6 传感器在第 6 s 出现故障时的残差曲线

Fig. 10 Residual curves based on a bank of Kalman filters when a fault occurs at $t=6$ s in the p_6 sensor disturbed by Gaussian white noise

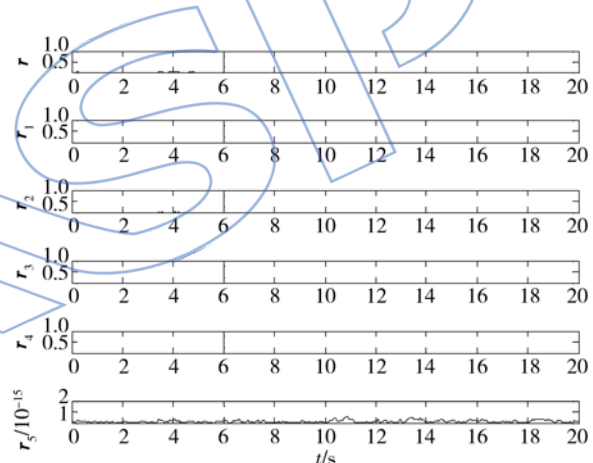


图 11 高斯白噪声干扰下基于 UIO 族的 T_6 传感器在第 6 s 出现故障时的残差曲线

Fig. 11 Residual curves based on a bank of UIOs when a fault occurs at $t=6$ s in the T_6 sensor disturbed by Gaussian white noise

生了一定变化,残差信号的幅值变化不是很大,无需修改判定阈值,即可实现传感器健康状况的正确判断.这说明了 UIO 方法具有较好的鲁棒性.

图 14 显示了采用同样的 Kalman 滤波器族算法对发动机高压转子 67.5% 和 70% 状态监控时的残差幅值曲线.可以看出,由于发动机系统模型的变化,引起了残差信号的剧烈变化,以前针对高压转子 67.5% 状态算法中的阈值不能满足于传感器健康情况的正确判断,需要重新整定阈值,因而基于 Kalman 滤波器族的监测算法鲁棒性稍劣.

理论上,可以借助在不同工作点条件下的线性模型,综合各点处的干扰矩阵 $\mathbf{E}$,建立新的系统干扰矩阵 $\mathbf{E}_n^{[7]}$,进而从理论上增强算法的鲁棒性.但本小节的目的只是检验算法参数对小幅工作点变化的敏感性,从侧面揭示算法的鲁棒性,关于基于 $\mathbf{E}_n$ 鲁棒诊断算法的研究将是未来研究工作之一.

3.3 非高斯白噪声系统干扰

在前面两小节中的数字仿真中,所采用的系统干扰信号是高斯白噪声.在本节数字仿真中,将

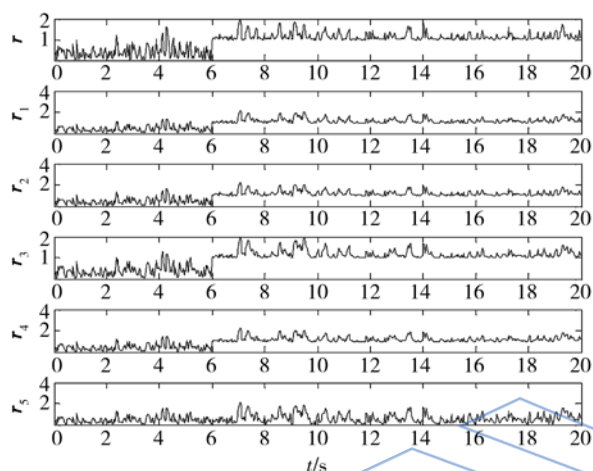


图12 高斯白噪声干扰下基于Kalman滤波器族的 T_6 传感器在第6s出现故障时的残差曲线

Fig. 12 Residual curves based on a bank of Kalman filters when a fault occurs at $t=6$ s in the T_6 sensor disturbed by Gaussian white noise

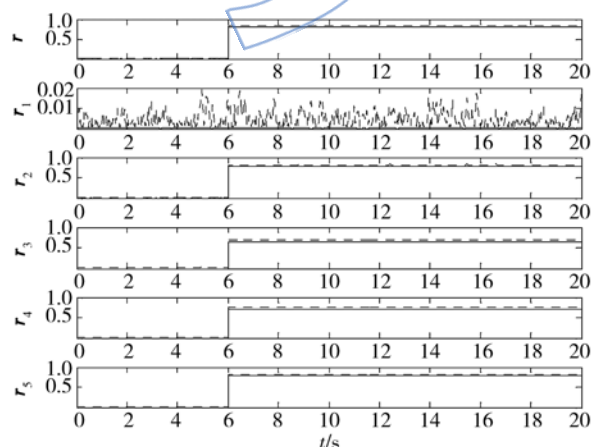


图13 基于UIO族的相同诊断参数在某型涡扇发动机两种标称工作点下的残差曲线

Fig. 13 Residual curves at two nominal operating points of some turbofan engine under the same diagnosis parameters based on a bank of UIOs

利用 chirp 型信号模拟外界非高斯干扰噪声,以进一步检验 UIO 方法在非高斯假设下的传感器工况残差特性. Chirp 型干扰具有信号频率随时间进行线性变化的特点,满足非正态分布特性.

这里仅给出在发动机高压转子 67.5% 状态下,高压转子转速传感器故障的数字仿真,其他传感器的数字仿真结果类似.图15显示了当高压转子转速传感器在第6s出现故障时,基于UIO方法所生成的残差特征变化曲线.对比图3和图15,可以看出,由于UIO方法的干扰解耦特点,UIO残差序列特征受到干扰的影响较小,无需调

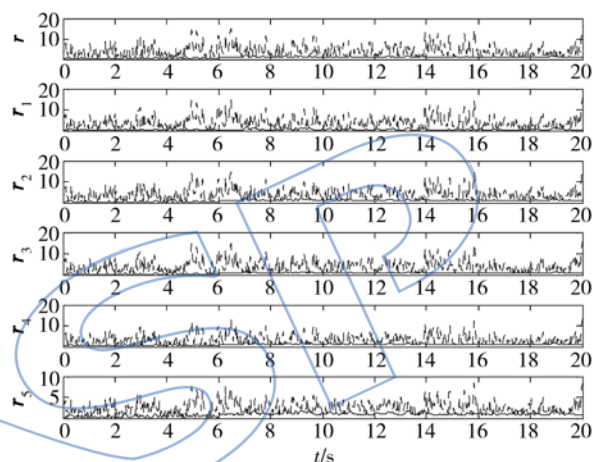


图14 基于Kalman滤波器族的相同诊断参数在某型涡扇发动机两种工作点下的残差曲线

Fig. 14 Residual curves at two operating points of some turbofan engine under the same diagnosis parameters based on a bank of Kalman filters

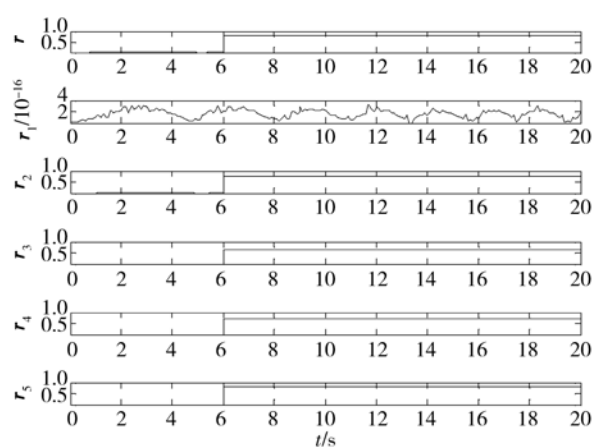


图15 Chirp型噪声干扰下基于UIO族的 N_h 传感器在第6s出现故障时的残差曲线

Fig. 15 Residual curves based on a bank of UIOs when a fault occurs at $t=6$ s in the N_h sensor disturbed by chirp-type noise

整阈值参数,仍能正确检测出故障,并给出正确隔离.图 16 给出了由 Kalman 滤波器方法所提取出的残差特征曲线.比较图 4 和图 16,能够看到,相异特性的噪声会造成 Kalman 方法产生不同的残差特征,进而会影响到检测诊断效果.图 16 表明了在非高斯噪声条件下,调整检测阈值的必要性.同时亦可看出,图 15 的残差特征比图 16 的残差曲线较为平稳些.

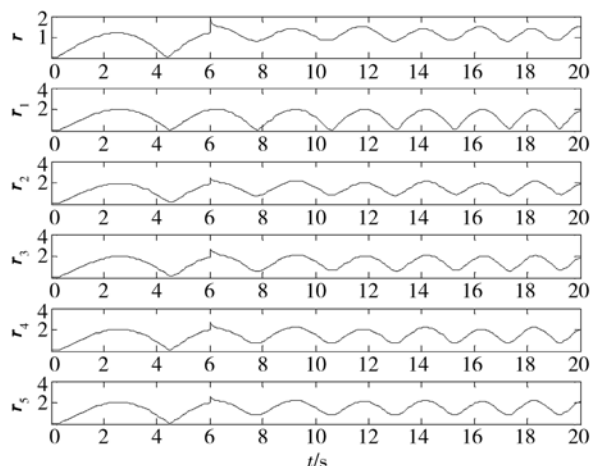


图 16 Chirp 型噪声干扰下基于 Kalman 滤波器族的 N_h 传感器在第 6 s 出现故障时的残差曲线

Fig. 16 Residual curves based on a bank of Kalman filters when a fault occurs at $t=6$ s in the N_h sensor disturbed by chirp-type noise

总之,UIO 族的残差较 Kalman 滤波器族的残差平稳,通过简单阈值分析,基于 UIO 族的方法就能够正确地检测发动机传感器故障和隔离出故障类型,具有高检测率和低误报率.而 Kalman 滤波器族的方法需要借助自适应阈值方法^[16],才有可能实现传感器故障的正确检测和隔离,增加了计算负荷,这给机载监控算法的实时性,添加了不必要的负担.

UIO 算法优于 Kalman 滤波器算法^[6,9]的原因在于 UIO 是利用干扰解耦(零化)的思想来估计系统状态,外界干扰对 UIO 状态估计的影响很小,提高了基于 UIO 残差生成器的抗干扰能力,故残差亦会更为平稳,而 Kalman 滤波器是在高斯正态分布白噪声假设下,在最小二乘的意义上,实现对动态系统原始状态的最优估计,它能减小高斯白噪声对状态估计的影响,但发动机测量残差信号可能会出现随机波动.

需要指出,与文献[7]不同,本文尽管忽略了残差向量的几何方向分布特性,仅利用 UIO 干扰

解耦性原理,但是仍取得了不错的诊断效果,同时获得了算法计算效率的提升.

4 结 论

本文研究了基于 UIO 理论的航空发动机控制系统传感器故障检测与隔离问题,利用干扰解耦化思想,降低了外界干扰对 UIO 动态系统诊断算法的性能影响.在高斯白噪声系统干扰下,与 Kalman 滤波器算法相比,UIO 方法所产生的残差更为平稳,更便于故障的检测与隔离.在不改变诊断算法参数前提下,UIO 方法比 Kalman 滤波器算法能更好应对发动机模型工作点的小幅变化.在抗(非高斯)chirp 型干扰方面,UIO 诊断方法要优于 Kalman 滤波器方法,并且 UIO 残差受干扰影响较小.数字仿真结果表明 UIO 传感器故障检测和隔离方法能够较鲁棒地应对来自模型变化和外界干扰的影响.值得指出,本文方法仅适用于单故障诊断问题,多故障诊断分析将是今后的研究工作之一.

参考文献:

- [1] 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 aeroengine[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(4): 892-895. (in Chinese)
- [2] 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 extraction 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)
- [3] 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)
- [4] 胡金海,谢寿生,陈卫,等.基于核函数主元分析的航空发动机故障检测方法[J].推进技术,2008,29(1):79-83.
HU Jinhai, XIE Shousheng, CHEN Wei, et al. An aero-engine fault detection method based on kernel principal component analysis[J]. Journal of Propulsion Technology, 2008, 29(1): 79-83. (in Chinese)
- [5] 徐启华,师军.基于支持向量机的航空发动机故障诊断[J].航空动力学报,2005,20(2):298-302.

- XU Qihua, SHI Jun. Aeroengine fault diagnosis based on support vector machine[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(2): 298-302. (in Chinese)
- [6] 姚华, 单贵平, 孙健国. 基于卡尔曼滤波器及神经网络的发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2008, 23(6): 1111-1117.
- YAO Hua, SHAN Guiping, SUN Jianguo. Fault diagnosis for gas turbine engines based on Kalman filter and neural networks[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(6): 1111-1117. (in Chinese)
- [7] Chen J, Patton R J. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems[M]. Norwell, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [8] Patton R J, Frank P M, Clark R N. Issues of fault diagnosis for dynamic systems[M]. London: Springer, 2000.
- [9] Kobayashi T. Aircraft engine sensor/actuator/component fault diagnosis using a bank of Kalman filters[R]. Glenn Research Center, NASA CR-2003-212298, 2003.
- [10] Al-Hamdan Q Z, Ebaid M. Modeling and simulation of a gas turbine engine for power generation[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2006, 128(2): 302-311.
- [11] Martin S, Wallace I, Bates D G. Development and validation of a civil aircraft engine simulation model for advanced controller design[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2008, 130(5): 051601(15 pages).
- [12] Krzeminski S, Kaczorek T. Perfect reduced-order unknown-input observer for standard systems[J]. Bulletin of the Polish Academy of Sciences Technical Sciences, 2004, 52(2): 104-107.
- [13] Hui S, Zak S. Observer design for systems with unknown inputs[J]. International Journal of Applied Mathematics and Computational Science, 2005, 15(4): 431-446.
- [14] Frank P M. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy: a survey and some new results[J]. Automatica, 1990, 26(3): 459-474.
- [15] Hofbauer W, Dolovai P, Jörgl H, et al. LQG/LTR controller design for a gas engine[C]//Proceedings of 2006 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Montreal, Canada: IEEE, 2006: 1631-1636.
- [16] Perhinschi M G, Napolitano M R, Campa G, et al. An adaptive threshold approach for the design of an actuator failure detection and identification scheme [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2006, 14(3): 519-525.