

基于未知输入集员滤波器的不确定系统故障诊断

汤文涛¹ 王振华¹ 王 烨² 沈毅¹

摘 要 针对一类具有参数不确定性和未知扰动的线性系统, 提出了一种新的执行器故障诊断方法. 将指定执行器故障视为未知输入, 利用全对称多胞形近似状态边界, 本文设计了一种未知输入全对称多胞形集员滤波器, 以估计测量输出的上下边界. 在此基础上, 提出了一种利用一组未知输入滤波器的故障检测与分离策略. 通过一个飞行控制系统的数值仿真验证了所提出方法的有效性.

关键词 故障诊断, 集员估计, 参数不确定系统, 未知输入滤波器, 全对称多胞形

引用格式 汤文涛, 王振华, 王 烨, 沈毅. 基于未知输入集员滤波器的不确定系统故障诊断. 自动化学报, 2018, 44(9): 1717–1724

DOI 10.16383/j.aas.2017.c170123

Fault Diagnosis for Uncertain Systems Based on Unknown Input Set-membership Filters

TANG Wen-Tao¹ WANG Zhen-Hua¹ WANG Ye² SHEN Yi¹

Abstract This paper proposes a novel actuator fault diagnosis method for linear systems subject to parametric uncertainties and unknown disturbances. By considering the specified actuator faults as unknown inputs and approximating the boundaries of state by zonotopes, an unknown input zonotopic set-membership filter is designed to obtain the upper and lower boundaries of the output. Based on the proposed design, a fault detection and isolation strategy using a bank of unknown input set-membership filters is presented. Numerical simulation of a flight control system is given to illustrate the effectiveness of the proposed approach.

Key words Fault diagnosis, set-membership estimation, parametric uncertain system, unknown input filter, zonotope

Citation Tang Wen-Tao, Wang Zhen-Hua, Wang Ye, Shen Yi. Fault diagnosis for uncertain systems based on unknown input set-membership filters. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(9): 1717–1724

安全性和可靠性对于很多工程系统至关重要, 例如飞行器控制系统、化工系统和核电系统, 这类系统一旦发生故障, 可能会造成重大的财产损失和人员伤亡^[1]. 故障诊断技术是

提高系统安全性和可靠性的有效途径, 受到了国内外学者的广泛关注. 故障诊断方法通常可以分为基于模型的方法、基于知识的方法和基于信号处理的方法. 其中基于模型的故障诊断被研究得最为深入, 出现了基于观测器的故障诊断、基于等价空间的故障诊断、基于滤波器的故障诊断、基于参数估计的故障诊断等很多较为成熟的方法^[2]. 由于建模误差和模型参数不确定性的存在, 系统模型不能准确描述实际系统的行为, 而且实际系统中广泛存在噪声和未知干扰^[3], 这会降低基于模型的故障诊断的效果, 因此鲁棒性成为基于模型的故障诊断的重要指标. 文献 [4] 针对存在模型误差和未知干扰的线性系统, 提出了一种自适应诊断方法, 可以得到故障的鲁棒估计. 文献 [5] 基于一组 H_-/H_∞ 未知输入观测器进行鲁棒故障诊断. 目前对参数不确定性的处理仍然是基于模型的故障诊断的一个难题, 这方面的研究成果较少. 文献 [6] 针对存在模型参数不确定性和未知输入的线性不确定系统, 设计了鲁棒故障检测滤波器和反馈控制器的集成设计问题.

传统基于模型的故障诊断方法大部分都假设噪声和干扰符合一定的概率分布, 例如基于滤波器的故障诊断一般假设噪声和干扰符合高斯分布, 然而很多实际系统关于噪声和干扰的概率分布的先验知识一般很难得到. 集员估计只假设系统的干扰和噪声是未知但有界的, 这一点在很多实际系统中都可以得到保证^[8]. 集员估计的目标是得到与系统模型、测量数据以及干扰和噪声相容的状态或参数的可行集, 一般情况下可行集的范围很难精确描述, 因此集员估计往往寻找能够包含可行集的简单几何体来近似可行集, 常用的几何体包括区间、椭球、平行多面体、普通多面体、全对称多胞形 (Zonotope). 其中基于椭球的集员滤波被研究得最多, 国外学者在这方面已经取得了很多研究成果, 国内学者也对基于椭球的集员滤波算法进行了研究^[9–11]. 但是基于区间、椭球、平行多面体的方法近似保守性较大, 而普通多面体的计算复杂度会随着多面体维数增大而指数增加^[12]. 基于全对称多胞形的集员滤波能够转化成简单的矩阵运算, 计算量较小, 而且保守性比基于区间、椭球和平行多面体的方法小, 所以近年来受到了很多学者关注, 并取得了很多成果^[13–17]. 由于集员滤波是保证状态估计, 即实际状态始终在估计的状态可行集范围内, 因而基于集员滤波的故障检测与分离方法也具有保证性, 即如果出现故障警报, 则一定有故障发生^[18]. 文献 [19] 基于集员估计进行 MIMO 系统的故障检测. 文献 [20] 提出了一种将未知输入观测器与集员方法相结合进行鲁棒故障诊断的方法. 文献 [21] 基于全对称多胞形设计一组区间观测器, 并求得全对称多胞形形式的结构化残差, 在此基础上设计了故障诊断策略.

目前大部分基于模型的故障诊断的研究都集中在残差生成方面, 而对于故障检测阈值的研究还不是很完善. 集员估计方法能够给出区间估计结果, 所以能够用来生成故障检测的动态阈值. 实际系统中广泛存在的参数不确定性增大了故障诊断的难度, 容易引起误报, 而集员估计可以方便地处理参数不确定性, 并且可以消除误报. 目前大部分利用集员估计方法进行故障诊断的研究结果都集中于故障检测方面^[22–25], 故障分离方面的研究非常少见, 但是故障分离对于主动容错控制非常重要. 本文针对存在参数不确定性的线性系统, 基于全对称多胞形集员估计设计未知输入故障诊断滤波器, 将特定故障视为未知输入, 使滤波器对其解耦, 但对其他故障敏感. 设计的滤波器可以估计出无故障情况下测量输出的动

收稿日期 2017-03-10 录用日期 2017-08-02
Manuscript received March 10, 2017; accepted August 2, 2017
国家自然科学基金 (61403104, 61273162), 机器人学国家重点实验室开放课题 (2014-O04), 中央高校基本科研业务费专项资金 (HIT.KLOF.2015.076) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61403104, 61273162), State Key Laboratory of Robotics (2014-O04), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (HIT.KLOF.2015.076)

本文责任编辑 文成林
Recommended by Associate Editor WEN Cheng-Lin
1. 哈尔滨工业大学航天学院 哈尔滨 150001 中国 2. 西班牙加泰罗尼亚理工大学机器人学与工业信息研究所 巴塞罗那 C/. Llorensi Artigas 4-6, 08028 西班牙

1. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China 2. Institutde Robòtica i Informàtica Industrial (IRI), CSIC-UPC, Universitat Politècnica de Catalunya, Barcelona C/. Llorensi Artigas 4-6, 08028, Spain

态边界, 作为故障检测的动态阈值, 最后基于一组滤波器设计故障分离策略. 本文提出的方法结合了未知输入解耦和集员估计的优点, 能够在存在参数不确定性, 干扰和噪声概率分布未知的情况下实现故障检测和分离, 并且保证零误报率. 最后通过 VTOL 飞行器的线性化纵向模型仿真验证了本文所提方法的有效性.

1 问题描述及相关概念

考虑如下带有参数不确定性的线性离散系统

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = (A_0 + \Delta A)\mathbf{x}_k + B\mathbf{u}_k + D\mathbf{d}_k \\ \mathbf{y}_k = C\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^{n_x}$, $\mathbf{u}_k \in \mathbf{R}^{n_u}$, $\mathbf{y}_k \in \mathbf{R}^{n_y}$ 分别为系统在 k 时刻的状态变量、控制输入向量和测量输出向量, $(A_0 + \Delta A) \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$ 为具有参数不确定性的系统矩阵, A_0 为标称模型系统矩阵, ΔA 为参数不确定性矩阵, $B \in \mathbf{R}^{n_x \times n_u}$, $C \in \mathbf{R}^{n_y \times n_x}$ 和 $D \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$ 分别为输入矩阵, 输出矩阵和干扰作用矩阵. $\mathbf{d}_k \in \mathbf{R}^{n_x}$, $\mathbf{v}_k \in \mathbf{R}^{n_y}$ 分别为过程干扰和测量噪声, 满足未知但有界假设, 即

$$\begin{cases} |d_{k,i}| \leq w_i, & i = 1, \dots, n_x \\ |v_{k,j}| \leq v_j, & j = 1, \dots, n_y \end{cases} \quad (2)$$

其中, $d_{k,i}$, $v_{k,j}$ 分别为 k 时刻过程干扰的第 i 个分量和测量噪声的第 j 个分量, w_i , v_j 分别为过程干扰和测量噪声的最大幅值, 令 $W \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$, $V \in \mathbf{R}^{n_y \times n_y}$ 分别表示以 w_i , v_j 为对角元素的对角矩阵, 即

$$W = \text{diag}\{w_1, w_2, \dots, w_{n_x}\} \quad (3)$$

$$V = \text{diag}\{v_1, v_2, \dots, v_{n_y}\} \quad (4)$$

分别称为干扰强度矩阵和噪声强度矩阵. 参数不确定性矩阵 ΔA 也满足未知但有界假设, 即

$$|\Delta A_{i,j}| \leq A_{i,j}^+, \quad i = 1, \dots, n_x, \quad j = 1, \dots, n_y \quad (5)$$

其中, $\Delta A_{i,j}$ 为 ΔA 的第 i 行第 j 列的元素, $A_{i,j}^+$ 为已知常数矩阵 $A^+ \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$ 第 i 行第 j 列的元素.

本文用全对称多胞形界定系统变量和不确定性参数的取值范围, 全对称多胞形的定义如下:

定义 1. s 阶全对称多胞形 $\mathcal{Z} \subset \mathbf{R}^n$ 是超立方体 $\mathbb{B}^s = [-1, +1]^s$ 的仿射变换, 即

$$\mathcal{Z} = \mathbf{p} \oplus H\mathbb{B}^s = \{\mathbf{p} + H\mathbf{z}, \mathbf{z} \in \mathbb{B}^s\} \quad (6)$$

其中, \oplus 为闵科夫斯基和, 常向量 $\mathbf{p} \in \mathbf{R}^n$ 称为 \mathcal{Z} 的中心, $H \in \mathbf{R}^{n \times s}$ 称为 \mathcal{Z} 的生成矩阵.

为了简化符号, 下文用 (\mathbf{p}, H) 描述全对称多胞形 \mathcal{Z} . 则状态变量初值、过程干扰和测量噪声满足

$$\mathbf{x}_0 \in \langle \mathbf{p}_0, H_0 \rangle, \quad \mathbf{d}_k \in \langle \mathbf{0}, W \rangle, \quad \mathbf{v}_k \in \langle \mathbf{0}, V \rangle \quad (7)$$

其中, $H_0 \in \mathbf{R}^{n_x \times s}$ 取值足够大以保证 $\langle \mathbf{p}_0, H_0 \rangle$ 包含初值可能的范围.

执行器发生加性故障时, 状态空间模型可以表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = (A_0 + \Delta A)\mathbf{x}_k + B\mathbf{u}_k + F\mathbf{f}_k + D\mathbf{d}_k \\ \mathbf{y}_k = C\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (8)$$

其中, $F \in \mathbf{R}^{n_x \times n_f}$ 为故障作用矩阵, $\mathbf{f}_k \in \mathbf{R}^{n_f}$ 为加性故障向量, F 和 \mathbf{f}_k 是未知的, 但只存在有限种故障模式, 所以 F 属于一个已知集合, 即

$$F \in \mathcal{F} := \{F_1, \dots, F_m\} \quad (9)$$

其中, m 为可能的故障模式数目.

考虑单一执行器故障的情况, 当第 i 个执行器发生加性故障时, 因为故障是通过输入矩阵 B 的第 i 列对系统造成影响的, 此时故障作用矩阵 $F = B_i$, B_i 为输入矩阵 B 的第 i 列.

为了保证故障是可分离的, 本文假设

$$\text{rank}(CF) = \text{rank}(F) \quad (10)$$

本文的目标是针对系统 (8) 设计一种未知输入集员滤波器, 把故障视为未知输入, 在存在参数不确定性情况下做到保证状态估计, 即保证实际状态始终保持在估计状态范围内. 然后针对每种执行器故障设计一个滤波器, 用一组滤波器同时进行状态估计, 并在此基础上进一步设计故障检测和分离策略.

2 未知输入集员滤波器设计

本节的目标是设计一种基于全对称多胞形的未知输入集员滤波器. 集员滤波器估计的是状态可能的范围, 类似于卡尔曼滤波器, 集员滤波器也由状态预测和测量更新 (校正) 两个基本环节组成.

1) 状态预测. 假设 k 时刻的状态向量满足 $\mathbf{x}_k \in \hat{X}_k = \langle \mathbf{p}_k, H_k \rangle$, 在 \hat{X}_k 内的状态沿状态方程传播到 $k+1$ 时刻, 状态可能的取值范围为 $X_{k+1|k} = \{\mathbf{x}_{k+1} : \mathbf{x}_{k+1} = (A_0 + \Delta A)\mathbf{x}_k + B\mathbf{u}_k + F\mathbf{f}_k + D\mathbf{d}_k, \mathbf{x}_k \in \hat{X}_k\}$, 一般无法求解 $X_{k+1|k}$ 的准确范围, 但可以求得近似集合 $\bar{X}_{k+1} = \langle \bar{\mathbf{p}}_{k+1}, \bar{H}_{k+1} \rangle$, 满足 $\bar{X}_{k+1} \supseteq X_{k+1|k}$, \bar{X}_{k+1} 称为状态预测集.

2) 测量更新. 给定 $k+1$ 时刻的测量输出, 与测量输出保持一致的状态集合为 $X_{y_{k+1}} = \{\mathbf{x}_{k+1} : (\mathbf{y}_{k+1} - C\mathbf{x}_{k+1}) \in \langle \mathbf{0}, V \rangle\}$, 测量更新的目标是计算状态预测集 \bar{X}_{k+1} 和 $X_{y_{k+1}}$ 的交集, 一般情况下也较难求解 $\bar{X}_{k+1} \cap X_{y_{k+1}}$ 的解析解, 但可以求解近似集合 $\hat{X}_{k+1} = \langle \mathbf{p}_{k+1}, H_{k+1} \rangle$ 作为测量校正后的状态估计范围, 满足 $\hat{X}_{k+1} \supseteq \bar{X}_{k+1} \cap X_{y_{k+1}}$.

本文用全对称多胞形近似状态范围, 在已知 $\mathbf{x}_k \in \hat{X}_k = \langle \mathbf{p}_k, H_k \rangle$ 的前提下, 为求解状态预测集 \bar{X}_{k+1} , 我们给出如下定理.

定理 1. 对于存在参数不确定性的离散系统 (8), 假设 k 时刻的状态满足 $\mathbf{x}_k \in \hat{X}_k = \langle \mathbf{p}_k, H_k \rangle$, 其中, $\mathbf{p}_k \in \mathbf{R}^{n_x}$, $H_k \in \mathbf{R}^{n_x \times s}$, 则存在全对称多胞形 $\bar{X}_{k+1} = \langle \bar{\mathbf{p}}_{k+1}, \bar{H}_{k+1} \rangle$, 使得 $k+1$ 时刻的状态满足 $\mathbf{x}_{k+1} \in \bar{X}_{k+1}$, 其中, $\bar{\mathbf{p}}_{k+1} \in \mathbf{R}^{n_x}$, $\bar{H}_{k+1} \in \mathbf{R}^{n_x \times (s+3n_x+n_y)}$, 由下式求得

$$\bar{\mathbf{p}}_{k+1} = TA_0\mathbf{p}_k + TB\mathbf{u}_k + N\mathbf{y}_{k+1} \quad (11)$$

$$\bar{H}_{k+1} = \begin{bmatrix} TA_0H_k & TM_1 & TM_2 & TDW & NV \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, $T \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$ 和 $N \in \mathbf{R}^{n_x \times n_y}$ 是设计用来使状态 \mathbf{x}_{k+1} 对指定故障解耦的矩阵, 满足如下条件

$$TF = \mathbf{0} \quad (13)$$

$$T + NC = I_{n_x} \quad (14)$$

$M_1 \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$ 和 $M_2 \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$ 是处理参数不确定性要设计的矩阵, 均为对角矩阵, 满足

$$M_1(i, i) = \sum_{j=1}^{n_x} A_{i,j}^+ |p_{k,j}|, \quad i = 1, \dots, n_x \quad (15)$$

$$M_2(i, i) = \sum_{j=1}^s |\phi_{i,j}|, \quad i = 1, \dots, n_x \quad (16)$$

其中, $M_1(i, i)$ 为 M_1 第 i 个对角元素, $p_{k,j}$ 表示 \mathbf{p}_k 的第 j 个分量; $M_2(i, i)$ 为 M_2 第 i 个对角元素, $\phi = A^+ |H_k|$, $\phi_{i,j}$ 为 ϕ 的第 i 行第 j 列的元素.

证明. 首先需要使状态方程对指定故障解耦, 将式 (8) 的状态方程两边分别左乘矩阵 T , 根据式 (13) 得

$$T\mathbf{x}_{k+1} = T(A_0 + \Delta A)\mathbf{x}_k + T\mathbf{B}\mathbf{u}_k + T\mathbf{D}\mathbf{d}_k \quad (17)$$

再根据式 (14) 可得

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= (T + NC)\mathbf{x}_{k+1} = \\ &T\mathbf{x}_{k+1} + NC\mathbf{x}_{k+1} = \\ &T(A_0 + \Delta A)\mathbf{x}_k + T\mathbf{B}\mathbf{u}_k + T\mathbf{D}\mathbf{d}_k + \\ &NC\mathbf{x}_{k+1} = T(A_0 + \Delta A)\mathbf{x}_k + T\mathbf{B}\mathbf{u}_k + \\ &T\mathbf{D}\mathbf{d}_k + N\mathbf{y}_{k+1} - N\mathbf{v}_{k+1} \end{aligned} \quad (18)$$

由式 (18) 和其中各变量的取值范围可得

$$\mathbf{x}_{k+1} \in T(A_0 + \Delta A)\hat{X}_k \oplus T\mathbf{B}\mathbf{u}_k \oplus TD(\mathbf{0}, W) \oplus N\mathbf{y}_{k+1} \oplus N(\mathbf{0}, V) \quad (19)$$

为了接下来的证明, 引入全对称多胞形 $Z = \langle \mathbf{p}, H \rangle$ 的如下性质^[16]

$$\begin{aligned} \langle \mathbf{p}_1, H_1 \rangle \oplus \langle \mathbf{p}_2, H_2 \rangle &= \langle \mathbf{p}_1 + \mathbf{p}_2, [H_1 \ H_2] \rangle \\ L \odot \langle \mathbf{p}, H \rangle &= \langle L\mathbf{p}, LH \rangle \\ \langle \mathbf{p}, H \rangle \subseteq \langle \mathbf{p}, \bar{H} \rangle \end{aligned} \quad (20)$$

其中, $\mathbf{p}, \mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2 \in \mathbf{R}^n$, $H, H_1, H_2 \in \mathbf{R}^{n \times s}$, $L \in \mathbf{R}^{l \times n}$ 为适当维数的矩阵, \odot 表示线性映射, $\bar{H} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是对角矩阵, 其对角元素为

$$\bar{H}_{i,i} = \sum_{j=1}^s |H_{i,j}|, \quad i = 1, \dots, n \quad (21)$$

在系统矩阵是确定矩阵的情况下, 根据全对称多胞形的性质 (20) 很容易计算出 \mathbf{x}_{k+1} 的范围, 但是因为系统矩阵 $(A_0 + \Delta A)$ 存在参数不确定性, 引入了不确定性集合的乘积, 即 $(A_0 + \Delta A)\hat{X}_k$. 为了计算 $(A_0 + \Delta A)\hat{X}_{k+1}$, 下面引入实数区间的基本运算法则. 对于任意实数区间 $[a, b]$ 和 $[c, d]$, 根据文献 [26], 实数区间四项基本运算法则如下:

$$\begin{aligned} [a, b] + [c, d] &= [a + c, b + d] \\ [a, b] - [c, d] &= [a - d, b - c] \\ [a, b] * [c, d] &= [\min(ac, ad, bc, bd), \max(ac, ad, bc, bd)] \\ \frac{[a, b]}{[c, d]} &= [a, b] * \left[\frac{1}{d}, \frac{1}{c} \right], \quad 0 \notin [c, d] \end{aligned} \quad (22)$$

将 $(A_0 + \Delta A)\hat{X}_k$ 展开为

$$\begin{aligned} (A_0 + \Delta A)\hat{X}_k &= (A_0 + \Delta A)(\mathbf{p}_k \oplus H_k \mathbb{B}^s) = \\ &A_0 \mathbf{p}_k \oplus A_0 H_k \mathbb{B}^s \oplus \Delta A \mathbf{p}_k \oplus \Delta A H_k \mathbb{B}^s \end{aligned} \quad (23)$$

由区间基本运算法则 (22) 和矩阵的乘法容易得到

$$\Delta A \mathbf{p}_k \subseteq M_1 \mathbb{B}^{n_x} \quad (24)$$

其中, $M_1 \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$ 为对角矩阵, 满足式 (15).

同理可得

$$\Delta A H_k \mathbb{B}^s \subseteq M_2 \mathbb{B}^{n_x} \quad (25)$$

其中, $M_2 \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$ 为对角矩阵, 满足式 (16).

再由全对称多胞形的基本性质 (20) 可以得到

$$(A_0 + \Delta A)\hat{X}_k \subseteq A_0 \mathbf{p}_k \oplus \begin{bmatrix} A_0 H_k & M_1 & M_2 \end{bmatrix} \mathbb{B}^{s+2n_x} \quad (26)$$

将式 (26) 代入式 (19), 并继续利用全对称多胞形的基本性质 (20) 可得状态的预测范围

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &\in (TA_0 \mathbf{p}_k + T\mathbf{B}\mathbf{u}_k + N\mathbf{y}_{k+1}) \oplus \\ &\begin{bmatrix} TA_0 H_k & TM_1 & TM_2 & TDW & NV \end{bmatrix} \times \\ &\mathbb{B}^{s+3n_x+n_y} = \bar{\mathbf{p}}_{k+1} \oplus \bar{H}_{k+1} \mathbb{B}^{s+3n_x+n_y} = \bar{X}_{k+1} \end{aligned} \quad (27)$$

□

矩阵 T 和 N 的可行解为^[27]

$$\begin{cases} N = F(CF)^+ + S(I_p - (CF)(CF)^+) \\ T = I_{n_x} - NC \end{cases} \quad (28)$$

其中, $(CF)^+$ 为矩阵 CF 的伪逆, 可以用下式求解

$$(CF)^+ = [(CF)^T(CF)]^{-1}(CF)^T \quad (29)$$

$S \in \mathbf{R}^{n_x \times n_y}$ 为任意选取的矩阵.

求得状态预测集 \bar{X}_{k+1} 后, 再由测量输出更新状态估计范围. $k+1$ 时刻, 与测量输出保持一致的状态集合 $X_{y_{k+1}}$ 实际上是一个多面体, 即 $X_{y_{k+1}} = \{\mathbf{x}_{k+1} \in \mathbf{R}^{n_x} : |C\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{y}_{k+1}| < [v_1 \ \dots \ v_{n_y}]^T\}$. 全对称多胞形 \bar{X}_{k+1} 和多面体 $X_{y_{k+1}}$ 的交集 $\bar{X}_{k+1} \cap X_{y_{k+1}}$ 不是全对称多胞形, 但是可以找到一个包含这个交集的全对称多胞形来近似它. 为了解求 $k+1$ 时刻的状态估计范围 \hat{X}_{k+1} , 我们引入如下定理^[15].

定理 2. 给定矩阵 $\Lambda \in \mathbf{R}^{n \times m}$, 全对称多胞形 $Z = \mathbf{p} \oplus H \mathbb{B}^s \subset \mathbf{R}^n$ 和多面体 $\mathcal{P} = \{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n : |C\mathbf{x} - \mathbf{d}| < [\phi_1 \ \dots \ \phi_m]^T\}$, 其中, $\mathbf{p} \in \mathbf{R}^n$, $H \in \mathbf{R}^{n \times s}$, $C \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $\mathbf{d} \in \mathbf{R}^m$, $\phi_i \in \mathbf{R}^+$. 定义向量 $\hat{\mathbf{p}}(\Lambda) = \mathbf{p} + \Lambda(\mathbf{d} - C\mathbf{p})$ 和矩阵 $\hat{H}(\Lambda) = [(I_n - \Lambda C)H \ \Lambda \Phi]$, 其中, $\Phi = \text{diag}\{\phi_1, \dots, \phi_m\}$ 为对角矩阵. 则存在一个以 Λ 为参数的全对称多胞形族 $\hat{Z}(\Lambda)$ 能够包含 Z 和 \mathcal{P} 的交集, 满足

$$Z \cap \mathcal{P} \subseteq \hat{Z}(\Lambda) = \hat{\mathbf{p}}(\Lambda) \oplus \hat{H}(\Lambda) \mathbb{B}^{s+m} \quad (30)$$

对于系统 (8), 根据定理 2, 如果 $k+1$ 时刻的状态预测集为 $\bar{X}_{k+1} = \langle \bar{\mathbf{p}}_{k+1}, \bar{H}_{k+1} \rangle$, 则存在全对称多胞形族 $\hat{X}_{k+1}(\Lambda) = \langle \hat{\mathbf{p}}_{k+1}(\Lambda), H_{k+1}(\Lambda) \rangle$, 满足 $\hat{X}_{k+1}(\Lambda) \supseteq \bar{X}_{k+1} \cap X_{y_{k+1}}$, 其中, $\hat{\mathbf{p}}_{k+1}(\Lambda) \in \mathbf{R}^{n_x}$, $H_{k+1}(\Lambda) \in \mathbf{R}^{n_x \times (s+3n_x+2n_y)}$, 并由下列各式求得

$$\hat{\mathbf{p}}_{k+1}(\Lambda) = \bar{\mathbf{p}}_{k+1} + \Lambda(\mathbf{y}_{k+1} - C\bar{\mathbf{p}}_{k+1}) \quad (31)$$

$$H_{k+1}(\Lambda) = \begin{bmatrix} (I_{n_x} - \Lambda C)\bar{H}_{k+1} & \Lambda V \end{bmatrix} \quad (32)$$

其中, $\Lambda \in \mathbf{R}^{n_x \times n_y}$ 为任意矩阵, 不同的 Λ 对应的全对称多胞形 $\hat{X}_{k+1}(\Lambda)$ 的形状和体积不同.

为了得到更加准确的状态范围估计, 参数矩阵 Λ 应该使得 $\hat{X}_{k+1}(\Lambda)$ 的体积最小化, 但这种情况下 Λ 的求解较为复杂, 运算量很大. 文献 [13] 提出了一种最小化生成矩阵范数的次优化方法, 计算量较小, 实时性较高. 为求取使 $H_{k+1}(\Lambda)$ 的 Frobenius 范数 $\|H_{k+1}(\Lambda)\|_F$ 最小化的 $\Lambda = \Lambda^*$, 将 $H_{k+1}(\Lambda)$ 分解为

$$H_{k+1}(\Lambda) = M + \Lambda a^T \quad (33)$$

其中, $M = [\bar{H}_{k+1} \quad 0]$, $a^T = [-C\bar{H}_{k+1} \quad V]$, 则有

$$\begin{aligned} \|H_{k+1}(\Lambda)\|_F^2 &= \|M + \Lambda a^T\|_F^2 = \\ &= \text{tr}((M^T + a\Lambda^T)(M + \Lambda a^T)) = \\ &= \text{tr}(M^T M) + \text{tr}(a\Lambda^T M) + \\ &= \text{tr}(M^T \Lambda a^T) + \text{tr}(a\Lambda^T \Lambda a^T) = \\ &= \text{tr}(M^T M) + 2\text{tr}(M^T \Lambda a^T) + \text{tr}(a\Lambda^T \Lambda a^T) \end{aligned} \quad (34)$$

其中, $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹, 且对任意维数相容的矩阵 X, Y , 满足 $\text{tr}(XY) = \text{tr}(Y^T X^T)$. 所以可以求出使得 $\|H_{k+1}(\Lambda)\|_F$ 最小化的 Λ 值为

$$\begin{aligned} \Lambda^* &= -Ma(a^T a)^{-1} = \\ &= -\bar{H}_{k+1} \bar{H}_{k+1}^T C^T (C\bar{H}_{k+1} \bar{H}_{k+1}^T C^T + VV^T)^{-1} \end{aligned} \quad (35)$$

因为全对称多胞形 $\hat{X}_{k+1}(\Lambda)$ 的阶数为 $s + 3n_x + 2n_y$, 比上一时刻的状态估计范围 \hat{X}_k 的阶数增加了 $3n_x + 2n_y$, 如果采用 $\hat{X}_{k+1}(\Lambda)$ 作为 $k+1$ 时刻的状态估计范围, 随着时间的推移, 估计状态范围所需要的全对称多胞形的阶数就会不断增加, 最终导致无法计算, 所以有必要寻找降低全对称多胞形阶数的方法, 文献 [13] 提出了一种较为简单的方法.

定理 3. 给定全对称多胞形 $\mathcal{Z} = \mathbf{p} \oplus GB^T \subset \mathbf{R}^n$ 和整数 s ($n < s < r$), 将矩阵 G 的每一列按照欧氏范数的大小降序排列得到新的矩阵 \hat{G} , 则有 $\mathcal{Z} \subseteq \mathbf{p} \oplus [\hat{G}_T \quad Q] \mathbb{B}^s$ 其中, \hat{G}_T 由 \hat{G} 的前 $s-n$ 列组成, $Q \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是一个对角矩阵, 其对角元素为

$$Q_{i,i} = \sum_{j=s-n+1}^r |\hat{G}_{i,j}|, \quad i = 1, \dots, n \quad (36)$$

所以可以用集合 $\hat{X}_{k+1} = \langle \mathbf{p}_{k+1}, H_{k+1} \rangle$ 作为最终 $k+1$ 时刻的状态估计范围, 其中, $\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{p}_{k+1}(\Lambda^*)$, $H_{k+1} = [\hat{H}_T \quad Q]$, \hat{H}_T 为将矩阵 $H_{k+1}(\Lambda^*)$ 的每一列按照欧氏范数降序排列形成的矩阵 \hat{H} 的前 $s-n_x$ 列组成的矩阵, $Q \in \mathbf{R}^{n_x \times n_x}$ 是一个对角矩阵, 其对角元素为

$$Q_{i,i} = \sum_{j=s-n_x+1}^r |\hat{H}_{i,j}|, \quad i = 1, \dots, n_x \quad (37)$$

3 故障诊断策略

上一节设计了对于特定故障解耦的未知输入集员滤波器. 本节考虑单一执行器故障, 此时故障模式总数 $m = n_u$, 针对每个执行器设计一个滤波器, 基于一组这样的滤波器设计故障诊断策略. 故障诊断策略的原理图如图 1 所示.

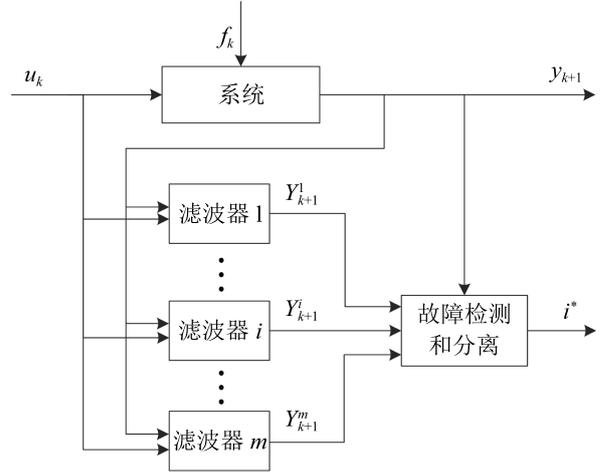


图 1 考虑单一故障时的故障诊断原理示意图

Fig. 1 Fault diagnosis scheme for single fault scenario

第 i 个滤波器对第 i 个执行器的故障解耦, 在没有执行器发生故障或第 i 个执行器发生故障时, 滤波器 i 都能做到保证状态估计. 基于已经对故障解耦的状态方程 (18) 求解的状态预测集 \bar{X}_{k+1}^i 也是实际状态的保证状态估计, 与 \bar{X}_{k+1}^i 保持一致的测量输出的集合为

$$\begin{aligned} Y_{k+1}^i &= C\bar{X}_{k+1}^i \oplus \langle \mathbf{0}, V \rangle = \\ &= \langle C\bar{\mathbf{p}}_{k+1}^i, [C\bar{H}_{k+1}^i \quad V] \rangle = \\ &= \langle \mathbf{p}_y^i, H_y^i \rangle \end{aligned} \quad (38)$$

则一定有 $\mathbf{y}_{k+1} \in Y_{k+1}^i$ 成立.

其他滤波器由于没有对第 i 个执行器的故障解耦, 当第 i 个执行器发生故障时, 即 $F = B_i$ 时

$$T_j F \neq 0, \quad j = 1, \dots, m, \quad j \neq i \quad (39)$$

所以状态预测集 \bar{X}_{k+1}^j 会与实际状态可行集产生偏差, 如果故障幅值足够大, 就会导致 $\mathbf{y}_{k+1} \notin Y_{k+1}^j$, 而且如果出现这种情况则一定有故障发生, 不存在误报情况.

但是不容易判断 \mathbf{y}_{k+1} 是否属于 Y_{k+1}^i , 为了进行故障诊断, 可以先由 Y_{k+1}^i 求取每个测量输出分量可能范围的上下边界

$$\begin{cases} \bar{y}_{k+1}^i(s) = p_y^i(s) + \sum_{t=1}^l |H_y^i(s, t)| \\ \underline{y}_{k+1}^i(s) = p_y^i(s) - \sum_{t=1}^l |H_y^i(s, t)| \end{cases} \quad (40)$$

其中, $\bar{y}_{k+1}^i(s)$ 和 $\underline{y}_{k+1}^i(s)$ 为 $k+1$ 时刻滤波器 i 估计的测量输出第 s 个分量的上下边界, $p_y^i(s)$ 表示 \mathbf{p}_y^i 的第 s 个分量, $H_y^i(s, t)$ 表示 H_y^i 的第 s 行第 t 列的元素, l 为 H_y^i 的列数. 如果 $y_{k+1}^i(s)$ 不在 $\bar{y}_{k+1}^i(s)$ 和 $\underline{y}_{k+1}^i(s)$ 之间, 即

$$(\bar{y}_{k+1}^i(s) - y_{k+1}^i(s))(y_{k+1}^i(s) - \underline{y}_{k+1}^i(s)) > 0 \quad (41)$$

则可以判断故障发生.

所以故障检测和分离策略如下:

1) 故障检测. 在 $k+1$ 时刻如果存在 $s, s = 1, \dots, n_y$ 和 $i, i = 1, \dots, m$ 使得滤波器 i 满足式 (41), 则可以判断 $\mathbf{y}_{k+1} \notin Y_{k+1}^i$, 说明发生了故障.

2) 故障分离. 当检测到故障时, 如果存在第 i^* 个滤波器对于所有测量输出分量均不满足式 (41), 则说明第 i^* 个执行器发生了故障.

注 1. 当发生并发故障时, 针对单一故障设计的滤波器都会检测出故障, 所以无法进行故障分离. 与文献 [27] 中的方法一样, 本文的方法也可以推广到系统中同时有两个执行器发生故障的情况. 如果每种故障模式的故障作用矩阵都满足假设式 (10), 则可以针对每种故障模式设计一个未知输入集员滤波器, 因为总共有 $m = C_{n_u}^2$ 种故障模式, 所以需要设计 $C_{n_u}^2$ 个滤波器. 当系统处于第 i 种故障模式时, 只有 i 个滤波器对第 i 种故障模式完全解耦, 而其他滤波器都会受到故障影响. 所以满足所有测量输出分量始终保持在上下边界之间的滤波器的编号即为发生的故障模式编号, 从而实现了故障检测和分离.

4 仿真分析

为了验证本文所提方法的有效性, 本节利用 VTOL 飞行器线性化纵向模型进行仿真验证^[28]. 其状态空间表达式为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = A_t \mathbf{x} + B_t \mathbf{u} + \mathbf{d} \\ \mathbf{y} = C_t \mathbf{x} + \mathbf{v} \end{cases} \quad (42)$$

其中, 状态向量 $\mathbf{x} = [V_h \ V_v \ q \ \theta]^T$, 各分量分别为水平速度、垂直速度、俯仰角速率、俯仰角; 输入向量 $\mathbf{u} = [\delta_c \ \delta_l]^T$, 各分量分别为总桨距和纵向周期桨距. 仿真采样周期设为 $d_t = 0.01\text{s}$, 对系统 (42) 利用欧拉一步法进行离散化并考虑执行器加性故障后得到如式 (8) 形式的离散系统, 其系统矩阵分别为

$$\begin{aligned} A_0 &= \begin{bmatrix} 0.9996 & 0.0003 & 0.0002 & -0.0046 \\ 0.0005 & 0.9899 & 0.0000 & -0.0402 \\ 0.0010 & 0.0007 & 0.9929 & 0.0012 \\ 0 & 0 & 0.0100 & 1.0000 \end{bmatrix} \\ B &= \begin{bmatrix} 0.0044 & 0.0018 \\ 0.0198 & -0.0759 \\ -0.0552 & 0.0449 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \\ C &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad D = I_4 \end{aligned} \quad (43)$$

仿真过程中, 初值设为 $\mathbf{x}_0 = [0.1 \ -0.2 \ 0.15 \ 0.1]^T$, 干扰强度矩阵和噪声强度矩阵分别设为 $W = 0.01I_4, V = 0.01I_4, A^+$ 设为

$$A^+ = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (44)$$

求解未知输入解耦矩阵 T 和 N 时, 矩阵 S 取为

$$S = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0.01 \\ 0.01 & 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0.01 \end{bmatrix} \quad (45)$$

情形 1. 假设执行器 1 在 $t = 1\text{s}$ 时发生加性故障, 具体形式可以表示如下:

$$F = B_1 = \begin{bmatrix} 0.0044 \\ 0.0198 \\ -0.0552 \\ -0.0003 \end{bmatrix}, \quad f_k = \begin{cases} 0, & k \leq 100 \\ 2, & k > 100 \end{cases} \quad (46)$$

并且过程干扰满足

$$\mathbf{d}_k = 0.01 [\sin(0.05k) \ \sin(0.05k) \ \sin(0.05k) \ \sin(0.05k)]^T \quad (47)$$

仿真结果如图 2 和图 3 所示, 其中实线代表 $\bar{y}_{k+1}^i(s) - y_{k+1}^i(s)$, 点线代表 $y_{k+1}^i(s) - y_{k+1}^i(s)$, 点画线是零水平线. 从图 2 可以看出, 滤波器 1 的各个分量都不满足式 (41), 即测量输出的各个分量都在滤波器 1 估计的输出边界之间; 从图 3 可以看出, 滤波器 2 的第 3 个和第 4 个分量都在 $t = 1\text{s}$ 附近检测出了故障. 因此按照设计的故障诊断策略检测出了 $t = 1\text{s}$ 附近发生了故障, 发生故障的是执行器 1.

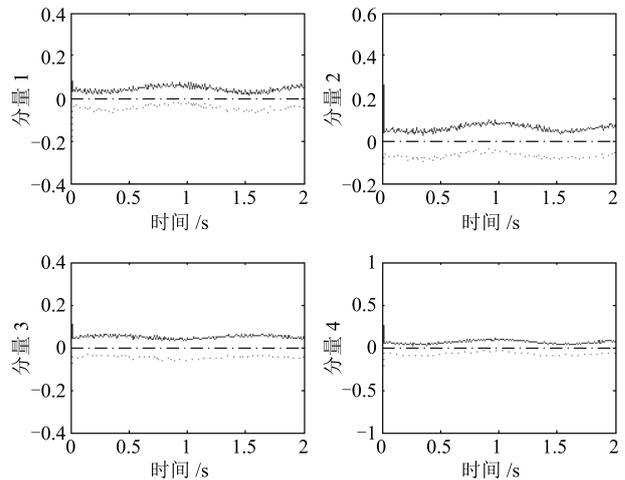


图 2 执行器 1 故障时滤波器 1 的仿真结果
Fig. 2 The simulation results of the first filter with the first actuator in fault

情形 2. 假设执行器 2 在 $t = 1\text{s}$ 时发生加性故障, 具体形式可以表示如下:

$$F = B_2 = \begin{bmatrix} 0.0018 \\ -0.0759 \\ 0.0449 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad f_k = \begin{cases} 0, & k \leq 100 \\ 1, & k > 100 \end{cases} \quad (48)$$

并且过程干扰同样满足式 (47).

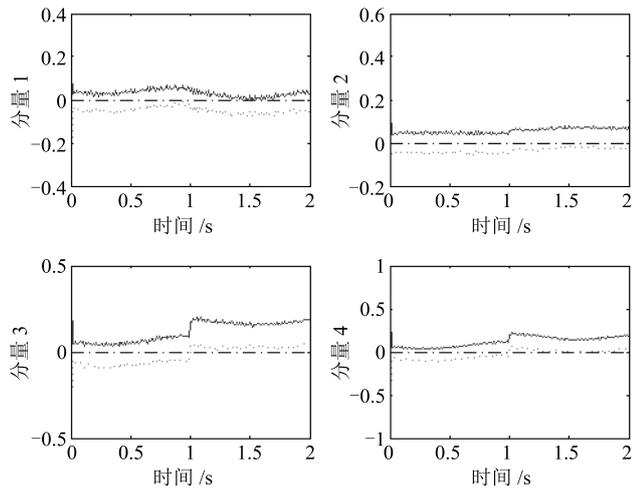


图3 执行器1故障时的滤波器2的仿真结果

Fig. 3 The simulation results of the second filter with the first actuator in fault

仿真结果如图4和图5所示,各曲线的含义与图2和图3相同.从图4可以看出,滤波器1的第2个和第4个分量都在 $t = 1\text{s}$ 附近检测出了故障;从图5可以看出,滤波器2的各个分量都不满足式(41),即测量输出的各个分量都在滤波器2估计的状态边界之间.因此按照设计的故障诊断策略检测出了 $t = 1\text{s}$ 附近发生了故障,发生故障的是执行器2.

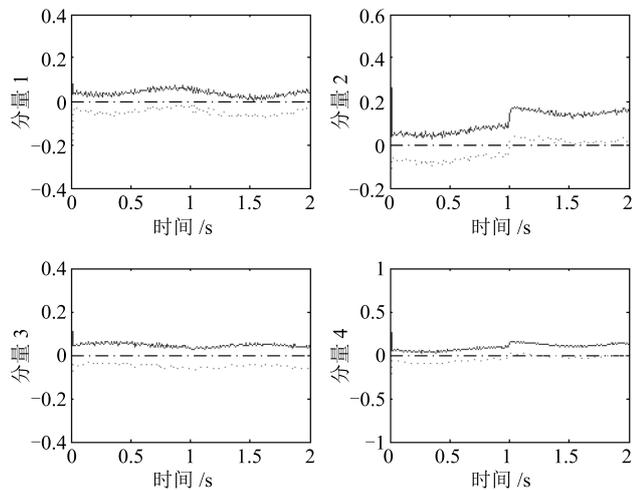


图4 执行器2故障时滤波器1的仿真结果

Fig. 4 The simulation results of the first filter with the second actuator in fault

为了充分说明本文所提方法的优势,下面将本文的方法和不使用集员滤波的方法进行对比.具体将本文的方法与文献[27]中的方法进行对比.文献[27]的故障诊断策略与本文的相似,同样基于未知输入解耦设计一组滤波器,但使用的是非集员方法.为了使用文献[27]中的方法,需要假设过程干扰和测量噪声是高斯分布的,但本文研究的系统中过程干扰和测量噪声的概率分布是未知的,所以只能假设其边界值为 3σ , σ 为过程干扰和测量噪声分量的标准差,并由此近似计算出它们的方差矩阵.仿真参数设置与情形2相同,使用文献[27]中的方法得到的仿真结果如图6所示.

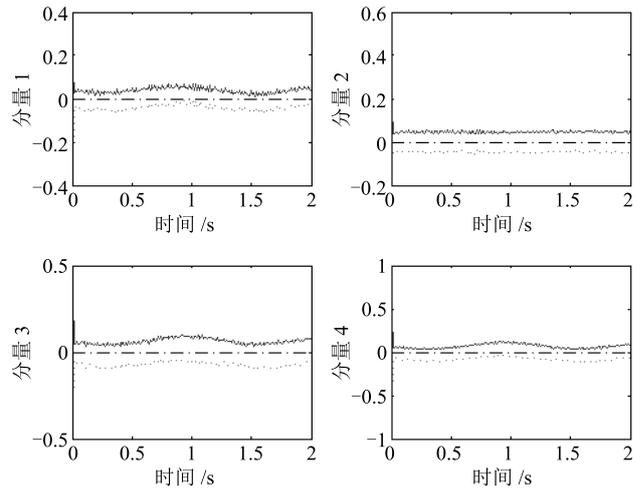


图5 执行器2故障时滤波器2的仿真结果

Fig. 5 The simulation results of the second filter with the second actuator in fault

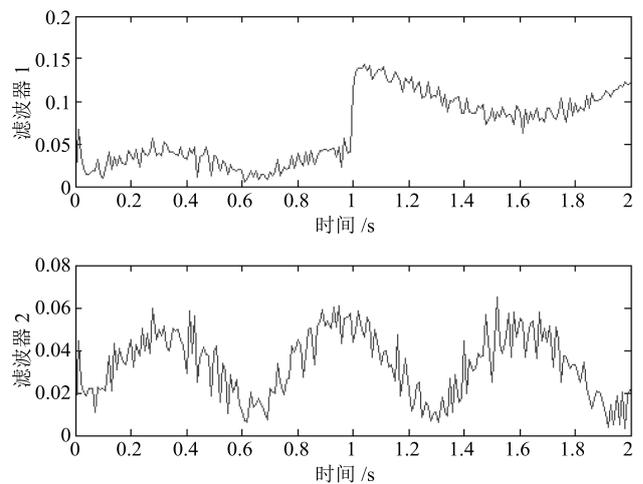


图6 文献[27]中方法的仿真结果

Fig. 6 The simulation results of the method in [27]

图6中实线代表滤波器残差的模,即 $\sqrt{\mathbf{r}_k^T \mathbf{r}_k}$,其中残差定义为 $\mathbf{r}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_k$.文献[27]中的方法需要人为选定故障检测阈值,如果选择的阈值太大,则容易造成漏检,如果选择的阈值过小,则很容易发生误报,所以检测阈值的设置需要一定的个人经验.

如果过程干扰或测量噪声的动态特性在不同时间段内相差较大,则在一个时间段内人为设定的阈值在另一个时间段就很有可能不适用了.图7为无故障时文献[27]中方法的仿真结果,过程干扰设为

$$\mathbf{d}_k = \begin{cases} [0.001, 0.001, 0.001, 0.001]^T, & k < 200 \\ [0.004, 0.004, 0.004, 0.004]^T, & k \geq 200 \end{cases} \quad (49)$$

从图7可以看出, $t = 2\text{s}$ 前后的残差模大小区别很大,所以很难人为设定阈值.另外这种方法不能有效地处理参数不确定性,在无故障时,如果状态变量较大,很容易出现误报.

相比文献[27]中的方法,本文提出的方法的优势在于可以自动生成故障检测阈值,避免了人为选取阈值的麻烦,并且可以很好地处理参数不确定性,同时保证零误报率.

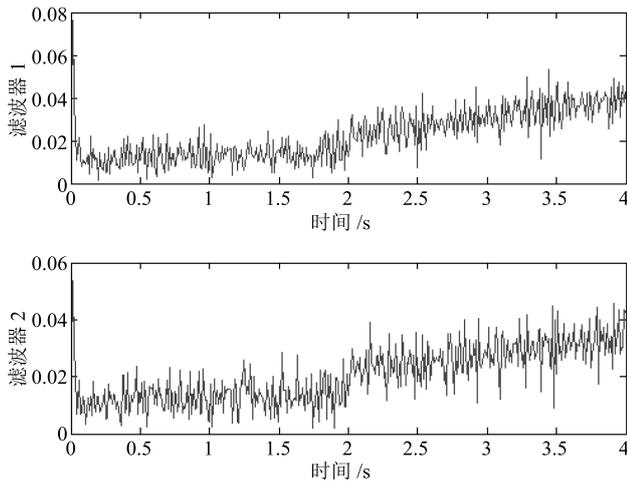


图7 无故障时文献[27]中方法的仿真结果

Fig. 7 The simulation results of the method in [27] without fault

5 结论

本文针对存在参数不确定性的线性系统, 设计了一种基于未知输入集员滤波器的故障诊断方法. 首先使系统状态对特定故障解耦, 基于全对称多胞形表示系统状态的不确定性范围, 并利用全对称多胞形的性质和区间运算规则处理参数不确定性, 设计出了一种未知输入集员滤波器. 然后通过所设计的滤波器估计测量输出的上下边界, 并基于一组滤波器进行故障检测和分离. 最后通过对 VTOL 飞行器的仿真分析验证了本文所提方法的有效性. 本文提出的故障诊断方法基于集员滤波器, 由于集员滤波器的状态估计存在保守性, 导致故障检测存在一定的保守性. 因此如何进一步减小状态估计的保守性, 降低故障漏检率有待继续研究.

References

- Zhou Dong-Hua, Liu Yang, He Xiao. Review on fault diagnosis techniques for closed-loop systems. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(11): 1933–1943
(周东华, 刘洋, 何潇. 闭环系统故障诊断技术综述. *自动化学报*, 2013, **39**(11): 1933–1943)
- Gao Z W, Cecati C, Ding S X. A Survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques, Part I: fault diagnosis with model-based and signal-based approaches. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, **62**(6): 3757–3767
- Hwang I, Kim S W, Kim Y D, Seah C E. A survey of fault detection, isolation, and reconfiguration methods. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2010, **18**(3): 636–653
- Jiang B, Staroswiecki M. Adaptive observer design for robust fault estimation. *International Journal of Systems Science*, 2002, **33**(9): 767–775
- Zhou M, Wang Z H, Shen Y. Fault detection and isolation method based on H_-/H_∞ unknown input observer design in finite frequency domain. *Asian Journal of Control*, 2017, **19**(5): 1777–1790
- Zhong M Y, Zhang C H, Ding S X. Design of robust fault detection filter for uncertain linear systems with modelling errors. *Control Theory and Applications*, 2003, **20**(5): 788–792
- Zhong Mai-Ying, Zhang Cheng-Hui, Ding S X. An optimization approach to feedback controller and robust fault detection filter integrated design. *Acta Automatica Sinica*, 2004, **30**(2): 294–299
(钟麦英, 张承慧, Ding S X. 一种鲁棒故障检测与反馈控制的最优集成设计方法. *自动化学报*, 2004, **30**(2): 294–299)
- Carulli A, Vicino A. Set membership localization of mobile robots via angle measurements. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, **17**(4): 450–463
- Zhou Bo, Han Jian-Da. A UD factorization-based adaptive extended set-membership filter. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(2): 150–158
(周波, 韩建达. 基于 UD 分解的自适应扩展集员估计方法. *自动化学报*, 2008, **34**(2): 150–158)
- Song Da-Lei, Wu Chong, Qi Jun-Tong, Han Jian-Da. A MIT-based nonlinear adaptive set-membership filter for ellipsoidal estimation. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(11): 1847–1860
(宋大雷, 吴冲, 齐俊桐, 韩建达. 基于 MIT 规则的自适应扩展集员估计方法. *自动化学报*, 2012, **38**(11): 1847–1860)
- Zhou Bo, Qian Kun, Ma Xu-Dong, Dai Xian-Zhong. A new nonlinear set membership filter based on guaranteed bounding ellipsoid algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(2): 150–158
(周波, 钱堃, 马旭东, 戴先中. 一种新的基于保证定界椭圆算法的非线性集员滤波器. *自动化学报*, 2013, **39**(2): 150–158)
- Scott J K, Raimondo D M, Marseglia G R, Braatz R D. Constrained zonotopes: a new tool for set-based estimation and fault detection. *Automatica*, 2016, **69**: 126–136
- Alamo T, Bravo J M, Camacho E F. Guaranteed state estimation by zonotopes. *Automatica*, 2005, **41**(6): 1035–1043
- Combastel C. A state bounding observer for uncertain nonlinear continuous-time systems based on zonotopes. In: Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the 2005 European Control Conference. Seville, Spain: IEEE, 2005. 7228–7234
- Le V T H, Stoica C, Alamo T, Camacho E F, Dumur D. Zonotope-based set-membership estimation for multi-output uncertain systems. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC). Hyderabad, India: IEEE, 2013. 212–217
- Combastel C. Zonotopes and Kalman observers: gain optimality under distinct uncertainty paradigms and robust convergence. *Automatica*, 2015, **55**: 265–273
- Combastel C. An extended zonotopic and Gaussian Kalman filter (EZGKF) merging set-membership and stochastic paradigms: toward non-linear filtering and fault detection. *Annual Reviews in Control*, 2016, **42**: 232–243
- Chai Wei, Sun Xian-Fang. Nonlinear set membership filtering using ellipsoids and its application in fault diagnosis. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2007, **28**(4): 948–

952

(柴伟, 孙先仿. 非线性椭圆集员滤波及其在故障诊断中的应用. 航空学报, 2007, **28**(4): 948–952)

- 19 Zhang Jun-Feng, He Xiao, Zhou Dong-Hua. Fault detection for a linear MIMO systems based on set-membership estimation. *Journal of Shanghai Institute of Technology (Natural Science)*, 2015, **15**(2): 149–152

(张峻峰, 何潇, 周东华. 基于集员估计的线性 MIMO 系统故障检测方法. 上海应用技术学院学报 (自然科学版), 2015, **15**(2): 149–152)

- 20 Xu F, Tan J B, Wang X Q, Puig V, Liang B, Yuan B. A novel design of unknown input observers using set-theoretic methods for robust fault detection. In: Proceedings of the 2016 American Control Conference (ACC). Boston, MA, USA: IEEE, 2016. 5957–5961

- 21 Xu F, Puig V, Ocampo-Martinez C, Stoican F, Olaru S. Actuator-fault detection and isolation based on set-theoretic approaches. *Journal of Process Control*, 2014, **24**(6): 947–956

- 22 Chabane S B, Maniu C S, Alamo T, Camacho E F, Dumur D. Sensor fault detection and diagnosis using zonotopic set-membership estimation. In: Proceedings of the 22nd Mediterranean Conference on Control and Automation (MED). Palermo, Italy: IEEE, 2014. 261–266

- 23 You F Q, Zhang H L. Adaptive fault detection for uncertain linear discrete-time system based on zonotope. In: Proceedings of the 2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yinchuan, China: IEEE, 2016. 7052–7057

- 24 Wang Y, Puig V, Cembrano G, Alamo T. Guaranteed state estimation and fault detection based on zonotopes for differential-algebraic-equation systems. In: Proceedings of the 3rd Conference on Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol). Barcelona, Spain: IEEE Computer Society, 2016. 478–484

- 25 Wang Y, Puig V. Zonotopic extended Kalman filter and fault detection of discrete-time nonlinear systems applied to a quadrotor helicopter. In: Proceedings of the 3rd Conference on Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol). Barcelona, Spain: IEEE Computer Society, 2016. 367–372

- 26 Moore R, Lodwick W. Interval analysis and fuzzy set theory. *Fuzzy Sets and Systems*, 2003, **135**(1): 5–9

- 27 Zhou Meng, Wang Zhen-Hua, Shen Yi, Wang Yan. Unknown input filter based fault diagnosis method for over-actuated systems. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, **38**(12): 2842–2848

(周萌, 王振华, 沈毅, 王艳. 基于未知输入滤波器的过驱动系统故障诊断方法. 系统工程与电子技术, 2016, **38**(12): 2842–2848)

- 28 Zhang Y M, Jiang J. Integrated active fault-tolerant control using IMM approach. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, **37**(4): 1221–1235

汤文涛 哈尔滨工业大学航天学院博士研究生. 主要研究方向为故障诊断和集员估计. E-mail: tangwentao2015@hit.edu.cn

(TANG Wen-Tao Ph.D. candidate at the School of Astronautics, Harbin Institute of Technology. His research interest covers fault diagnosis and set-membership estimation.)

王振华 哈尔滨工业大学航天学院讲师. 主要研究方向为故障诊断与容错控制技术. E-mail: zhenhua.wang@hit.edu.cn

(WANG Zhen-Hua Lecturer at the School of Astronautics, Harbin Institute of Technology. His research interest covers fault diagnosis and fault-tolerant control.)

王 烨 西班牙加泰罗尼亚理工大学自动化学院博士研究生. 主要研究方向为模型预测控制, 故障诊断和容错控制.

E-mail: ywang@iri.upc.edu

(WANG Ye Ph.D. candidate at the Automatic Control Department, Universitat Politècnica de Catalunya, Spain. His research interest covers model predictive control, fault diagnosis, and fault-tolerant control.)

沈 毅 哈尔滨工业大学航天学院教授. 主要研究方向为故障诊断, 飞行器控制, 超声信号处理. 本文通信作者. E-mail: yishen_hit@126.com

(SHEN Yi Professor at the School of Astronautics, Harbin Institute of Technology. His research interest covers fault diagnosis, flight vehicle control, and ultrasound signal processing. Corresponding author of this paper.)