

控制与决策

Control and Decision

基于多胞空间可行集滤波的噪声不确定切换系统故障诊断

王子赟, 占雅聪, 陈宇乾, 王艳, 纪志成

引用本文:

王子, 占雅聪, 陈宇乾, 王艳, 纪志成. 基于多胞空间可行集滤波的噪声不确定切换系统故障诊断[J]. *控制与决策*, 2023, 38(7): 1909–1917.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1938>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于正交超平行空间定向扩展的滤波故障诊断方法

Orthometric hyperparallel spatial directional expansion filtering based fault diagnosis method

控制与决策. 2022, 37(12): 3223–3232 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1090>

基于多胞体双重滤波的系统状态估计方法

Orthotopic double filtering based state estimation algorithm

控制与决策. 2022, 37(1): 127–134 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0968>

基于超平行空间集员滤波的非线性系统状态估计方法

Hyperparallel space set-membership filtering based state estimation algorithm for nonlinear system

控制与决策. 2022, 37(9): 2287–2295 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0015>

标签Petri网的路径信息在故障诊断中的应用

Application of path information of labeled Petri nets in fault diagnosis

控制与决策. 2021, 36(2): 325–334 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0698>

基于广义主成分分析的重构故障子空间建模方法

Reconstructed fault subspace modelling method based on generalized principal component analysis

控制与决策. 2021, 36(4): 808–814 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0818>

基于多胞空间可行集滤波的噪声不确定切换系统故障诊断

王子赞^{1,2}, 占雅聪², 陈宇乾², 王艳^{2†}, 纪志成²

(1. 江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏无锡 214122;
2. 江南大学物联网技术应用教育部工程研究中心, 江苏无锡 214122)

摘要: 针对受不确定噪声扰动影响的切换系统故障诊断问题, 提出一种基于多胞空间可行集滤波的切换系统故障诊断方法. 首先, 利用全对称多胞体的规则化空间几何结构, 分析当前时刻带空间与多胞空间拆解后的带空间交集, 采用体积最小的全对称多胞体包裹参数可行集, 得到无切换状态下的系统参数解集; 其次, 分析多胞空间与采样数据所属带空间的相容性, 判断系统参数是否发生变化, 将变化情况分为切换和故障两大类单独分析; 然后, 分析数据样本与所有子模型的一致性, 利用模型匹配原则设计的滤波器, 完成切换系统的故障诊断过程; 最后, 通过仿真结果和分析验证所提出的故障诊断方法的可行性和有效性.

关键词: 多胞空间; 参数可行集; 滤波; 切换系统; 故障诊断; 不确定扰动

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1938

引用格式: 王子赞, 占雅聪, 陈宇乾, 等. 基于多胞空间可行集滤波的噪声不确定切换系统故障诊断[J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1909-1917.

Polyhedron spatial feasible set filtering based fault diagnosis for switched system with unknown noise term

WANG Zi-yun^{1,2}, ZHAN Ya-cong², CHEN Yu-qian², WANG Yan^{2†}, JI Zhi-cheng²

(1. Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Polyhedron spatial feasible set filtering based fault diagnosis is proposed for switched systems with unknown noise term. Firstly, using the regularized spatial geometric structure of the zonotope to analyze the intersection of the strip and the strip that obtained by disassembling the polyhedron spatial, the parameter feasible set in the non-switching state is obtained by using the smallest feasible set of zonotope to wrap the parameter feasible set. Then, whether the system parameter is changed by detecting the compatibility of the polyhedron spatial and the strip space. The parameter changes are divided into switching and faults for analysis, and then the matching consistency of the strip space and the sub-model is analyzed. The filter is designed by matching the fault model to achieve fault diagnosis. Finally, the simulation results and analysis verify the effectiveness and feasibility of the proposed fault diagnosis method.

Keywords: polyhedron space; parameter feasible set; filtering; switched system; fault diagnosis; uncertain disturbance

0 引言

切换系统是一种常见的混杂系统, 一个切换系统由若干个子系统和一个切换规则组成, 包括电力开关的切换^[1]、机器人的自动装配^[2]等. 许多工业场景都存在切换现象, 近年来, 切换系统的研究受到越来越多的关注, 已取得了许多成果^[3-4]. 与此同时, 随着切换系统的应用范围愈加广泛, 切换系统的故障诊断问

题也逐渐受到重视^[5-6].

目前, 常见的故障诊断方法主要分为 3 种: 基于模型的方法^[7]、基于信号处理的方法^[8]和基于知识的方法^[9]. 基于信号处理的故障诊断方法主要是通过对系统的各类信息进行处理和分析得出故障原因, 为后续故障处理奠定基础, 但是, 其算法依赖数据采样精度, 对于存在不确定干扰条件的信号难以做到准确处

收稿日期: 2021-11-09; 录用日期: 2022-03-15.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFB1710600); 江苏省科协青年科技人才托举工程项目(TJ-2021-006); 国家自然科学基金项目(61973138).

责任编辑: 方华京.

†通讯作者. E-mail: yanwang@jiangnan.edu.cn.

理,限制了故障诊断精度的提升.基于知识的故障诊断方法不需要建立系统模型对故障进行诊断,但是,需要大量的故障数据信息,故障诊断效果有赖于采样数据质量和训练准确性.基于模型的故障诊断方法是通过分析和处理模型测量值与估计值之间的残差实现系统的故障检测和诊断,在已知精确模型的前提下能取得显著的诊断效果.文献[10]提出了一种自适应交互式多模型估计器,用于随机线性切换系统中的执行器故障诊断.文献[11]针对混杂切换系统,提出了扩展卡尔曼粒子滤波混合估计和诊断算法.当前,基于模型的切换系统故障诊断算法大多都需要假设噪声和干扰符合一定的概率分布,例如正态分布、泊松分布等.然而在实际应用中,噪声的统计特性很难获得,由此带来的故障诊断结果的准确性也受到影响.为解决这一问题,学者们提出了集员滤波方法,不需要知道噪声和干扰的统计特性,只需要噪声满足未知但有界^[12].基于集员滤波的故障诊断方法的核心在于,通过在状态空间中寻找与量测数据和噪声边界相容的状态可行集,并检测该可行集是否为空来判断故障是否发生^[13].集员滤波算法利用几何空间进行求解,因此,找到一个合适的、包含全体可行解的简单几何近似可行集是实现集员滤波的关键.目前,常用的几何空间包括椭球^[14-15]、区间^[16-17]和全对称多胞体^[18-19]等.椭球迭代简单,但包裹性差,保守性有限;区间分析计算较简单,但本身存在收敛速度较慢的缺点且冗余度较高;全对称多胞体可以将多胞空间的求解转换为简单的闵可夫斯基运算,所需的计算量也小.文献[20]针对线性切换系统的错误检测与匹配问题,利用最优定界椭球描述参数可行集,提出了一种在线切换系统下的故障检测与匹配框架,通过检测参数可行集是否为空来判断故障是否发生.

目前,考虑不确定噪声干扰对切换系统参数识别和故障诊断的研究成果较少,而且在切换规则未知情况下,设计切换系统的多胞空间滤波器需要做到有效区分切换状态和故障状态,这便给噪声不确定切换系统故障诊断提出了新的挑战.本文针对具有未知切换规则的噪声不确定切换系统故障诊断问题,考虑未知但有界噪声的影响,提出一种基于多胞空间可行集滤波的切换系统故障诊断方法.首先,针对无切换情况下的参数估计问题,设计多胞空间滤波器;然后,通过检测参数可行集与采样数据是否相容来判断系统是否发生切换.如果检测到系统发生切换,则对多胞空间滤波器进行初始化;反之,则继续多胞空间可行集的递推更新.在系统无故障条件下的多胞空间滤

波基础上,通过判断采样数据与所有子模型的一致性区分系统切换与系统故障.如果模型匹配不一致,则系统发生故障;反之,系统发生切换.最后,采用模型匹配的方法完成故障识别.

1 问题描述

首先定义本文使用的一些符号. \mathbf{R} 表示实数; \mathbf{R}^+ 表示正实数;上标 A^T 表示矩阵(或向量) A 的转置; $[a_1, a_2, \dots, a_n]^T \in \mathbf{R}^n$ 表示一个 n 维列向量; $\|A\|_1$ 、 $\|A\|_2$ 和 $\|A\|_\infty$ 分别表示向量 A 的1范数、2范数和无穷范数; (a, b) 表示从 b 个元素中取出 a 个元素的组合数且 $a \leq b$; $[a, b]$ 表示区间且 $a \leq b$; $|a|$ 表示实数 a 的绝对值; $\det(A)$ 表示方阵 A 的行列式; \max 表示取最大值; \min 表示取最小值; $a \in A$ 表示元素 a 属于集合 A ; $A \subseteq B$ 表示集合 A 包含于集合 B ; $A \oplus B$ 表示矩阵 A 和 B 的闵可夫斯基和; $A \cap B$ 表示集合 A 与集合 B 的交集; $[A]_i$ 表示矩阵 A 的第 i 行.

考虑具有如下形式的噪声不确定切换系统:

$$\mathbf{y}_k = \Phi_k^T \boldsymbol{\theta}_{\sigma(k)} + \mathbf{e}_k, \quad \sigma(k) \in \{1, 2, \dots, S\}. \quad (1)$$

其中: $\mathbf{e}_k \in \mathbf{R}^m$ 为 k 时刻未知但有界的噪声信号且满足 $\|\mathbf{e}_k\|_\infty \leq \delta$; $\sigma(k)$ 表示系统当前所处的切换模式; S 为子系统的个数; $k \in \{1, 2, \dots, L\}$, L 为采样时间长度; $\mathbf{y}_k = [y_{1,k}, y_{2,k}, \dots, y_{m,k}]^T \in \mathbf{R}^m$ 为 k

时刻系统输出; $\Phi_k^T = \begin{bmatrix} u_{11,k} & u_{12,k} & \dots & u_{1n,k} \\ u_{21,k} & u_{22,k} & \dots & u_{2n,k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{m1,k} & u_{m2,k} & \dots & u_{mn,k} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为 k 时刻系统的输入向量; $\boldsymbol{\theta}_{\sigma(k)} = [\boldsymbol{\theta}_{\sigma(k),1}, \boldsymbol{\theta}_{\sigma(k),2}, \dots, \boldsymbol{\theta}_{\sigma(k),n}]^T \in \mathbf{R}^n$ 为第 $\sigma(k)$ 个子系统待估计参数向量,第 $\sigma(k)$ 个子系统的真实参数向量为 $\boldsymbol{\theta}_{\sigma(k)}^*$.因此,在 k 时刻,测量集合 $S_{k,\sigma(k)}$ 可表示为

$$S_{k,\sigma(k)} = \{\boldsymbol{\theta}_{\sigma(k)} : \|\mathbf{y}_k - \Phi_k^T \boldsymbol{\theta}_{\sigma(k)}\|_\infty \leq \delta\}. \quad (2)$$

由式(2)可以看出, k 时刻切换系统的真实参数向量在空间几何上表现为处于两个相互平行的超平面之间.定义 $\Theta_{0,\sigma(k)}$ 为子系统 $\sigma(k)$ 在初始时刻的参数可行集.对于相同的子系统 $\sigma(k)$,满足系统(1)的全部参数可行集最终会被包含在凸多面体 $\Theta_{k,\sigma(k)}$ 内,即

$$\Theta_{k,\sigma(k)} = \{\boldsymbol{\theta}_{\sigma(k)} \in \Theta_{k,\sigma(k)} : \|\mathbf{y}_k - \Phi_k^T \boldsymbol{\theta}_{\sigma(k)}\|_\infty \leq \delta, \\ k = 1, 2, \dots, L\} = \bigcap_{k=1}^N S_{k,\sigma(k)}. \quad (3)$$

对于 k 时刻的系统,其所处的切换模式为 $\sigma(k)$,定义 k 时刻 r 阶全对称多胞体为

$$\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)} =$$

$$p_{k,\sigma(k)} + \sum_{i=1}^r \alpha_i g_{\sigma(k),i} \triangleq \langle p_{k,\sigma(k)}, G_{k,\sigma(k)} \rangle = p_{k,\sigma(k)} \oplus G_{k,\sigma(k)} \mathbf{B}^r. \quad (4)$$

其中: $p_{k,\sigma(k)} \in \mathbf{R}^n$ 为全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)}$ 的中心; $G_{k,\sigma(k)} = \{g_{k,\sigma(k),1}, g_{k,\sigma(k),2}, \dots, g_{k,\sigma(k),r}\} \in \mathbf{R}^{n \times r}$ 为全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)}$ 的生成矩阵; \mathbf{B} 为单位区间, 即 $[-1, 1]$; \mathbf{B}^r 为单位区间构成的 r 维盒空间. 考虑到凸多面体 $\Theta_{k,\sigma(k)}$ 形状复杂, 难以获取其准确的空间解析式, 相比而言, 式(4)描述的全对称多胞体形状规则且易于计算, 因此, 本文用全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)}$ 来近似包裹参数可行集 $\Theta_{k,\sigma(k)}$ 以及子系统 $\sigma(k)$ 下的真实参数向量 $\theta_{\sigma(k)}^*$.

本文的目的在于, 针对受不确定噪声干扰的切换系统故障诊断问题, 提出一种基于多胞空间可行集滤波的切换系统故障诊断方法, 在未知切换规则前提下实现切换系统的切换状态识别与故障诊断.

2 基于多胞空间的噪声不确定切换系统滤波

2.1 多胞空间滤波器设计

本节首先针对无切换情况下的系统参数估计问题, 提出一种多胞空间滤波器设计方法, 求解包含当前 k 时刻系统真实参数 $\theta_{\sigma(k)}$ 的全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)}$.

定理1 给定 $k-1$ 时刻包含参数可行集的全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)} = \langle p_{k-1,\sigma(k-1)}, G_{k-1,\sigma(k-1)} \rangle$, 当 k 时刻所处的切换子系统与 $k-1$ 时刻所处的切换子系统相同, 即 $\sigma(k) = \sigma(k-1)$ 时, k 时刻包含参数可行集的全对称多胞体可表示为

$$\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)} = \langle p_{i^*,\sigma(k)}, G_{i^*,\sigma(k)} \rangle, \quad (5)$$

其中

$$i^* = \arg \min_i \text{Vol}(\mathcal{Z}_{i,\sigma(k)}) = \arg \min_i 2^n \sum_{i=1}^{(n,r)} |\det[g_{\sigma(k),s_1(i)}, g_{\sigma(k),s_2(i)}, \dots, g_{\sigma(k),s_n(i)}]|.$$

证明 将 $k-1$ 时刻的全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}$ 拆分成多个带状空间 S'_i 的交集, 即

$$\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)} = \bigcap_{i=1}^n S'_i, \quad (6)$$

因为全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}$ 和测量集 $S_{k,\sigma(k-1)}$ 都包含 k 时刻系统的参数集, 所以, 带状空间 S'_i 与 $S_{k,\sigma(k-1)}$ 的交集一定包含 k 时刻系统的参数集, 即

$$\theta_{\sigma(k)} \in \left\{ \bigcap_{i=1}^n S'_i \right\} \cap S_{k,\sigma(k-1)} \subseteq S'_i \cap S_{k,\sigma(k-1)}. \quad (7)$$

采用全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{i,\sigma(k)}$ 包裹 S'_i 与 $S_{k,\sigma(k-1)}$ 的交集为

$$S'_i \cap S_{k,\sigma(k-1)} \subseteq \mathcal{Z}_{i,\sigma(k)} = \langle p_{i,\sigma(k)}, G_{i,\sigma(k)} \rangle, \quad (8)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, (n, r)$. 由于 $k-1$ 时刻的全对称多胞体可以拆解为 n 个带状空间, 意味着存在 n 个全对称多胞体包裹真实参数集. 本文根据全对称多胞体的体积计算方法, 选取体积最小的全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)}$ 作为 k 时刻包含真实参数 $\theta_{\sigma(k)}$ 的全对称多胞体, 即

$$\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)} = \langle p_{i^*,\sigma(k)}, G_{i^*,\sigma(k)} \rangle, \quad (9)$$

其中

$$i^* = \arg \min_i \text{Vol}(\mathcal{Z}_{i,\sigma(k)}) = \arg \min_i 2^n \sum_{i=1}^{(n,r)} |\det[g_{\sigma(k),s_1(i)}, g_{\sigma(k),s_2(i)}, \dots, g_{\sigma(k),s_n(i)}]|. \quad \square$$

2.2 切换时刻检测

定义时变参数 $\theta_{\sigma(k)}$ 的一阶差分序列为

$$g_k = \theta_{\sigma(k)} - \theta_{\sigma(k-1)}, \quad (10)$$

当序列 g_k 中出现非零元素时, 就意味着此时系统发生了切换, 即 $\theta_{\sigma(k)} \neq \theta_{\sigma(k-1)}$, 同时, 数据样本 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$ 与包含 $k-1$ 时刻参数可行集的全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}$ 不相容.

定理2 给定 $k-1$ 时刻的全对称多胞体中心 $p_{k-1,\sigma(k-1)}$ 和形状矩阵 $G_{k-1,\sigma(k-1)}$, 对于 k 时刻采样数据 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$, 如果下述不等式:

$$|\|\mathbf{y}_k - \Phi_k^T p_{k-1,\sigma(k-1)}\|| > \delta + \|G_{k-1,\sigma(k-1)}^T \Phi_k\|_1, \quad (11)$$

在 $i \in \{1, 2, \dots, m\}$ 时均成立, 则可判定 k 时刻系统发生了切换.

证明 若系统未发生切换, 即 $\sigma(k-1) = \sigma(k)$, 则由式(2)可知

$$[\mathbf{y}_k]_i \in [[\Phi_k^T \theta_{\sigma(k)} - \mathbf{e}_k]_i, [\Phi_k^T \theta_{\sigma(k)} + \mathbf{e}_k]_i], \quad (12)$$

由于 $\theta_{\sigma(k)} = \theta_{\sigma(k-1)}$, 全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}$ 包含 $\theta_{\sigma(k)}$, 此时, 系统的输出量的变化区间 $[\mathbf{y}_k]_i$ 可通过求解下列凸优化问题得到:

$$q_{l,k,i} = \min[\Phi_k^T \theta_{\sigma(k)} - \mathbf{e}_k]_i, \quad \text{s.t. } \theta_{\sigma(k)} \in \mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}; \quad (13)$$

$$q_{u,k,i} = \max[\Phi_k^T \theta_{\sigma(k)} + \mathbf{e}_k]_i, \quad \text{s.t. } \theta_{\sigma(k)} \in \mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}. \quad (14)$$

代入 $k-1$ 时刻的多胞体中心 $p_{k-1,\sigma(k-1)}$ 和形状矩阵

$G_{k-1,\sigma(k-1)}$, 可得

$$\begin{aligned} q_{l,k,i} &= [\Phi_k^T p_{k-1,\sigma(k-1)} - e_k]_i - \|G_{k-1,\sigma(k-1)}^T \Phi_k\|_1, \\ q_{u,k,i} &= [\Phi_k^T p_{k-1,\sigma(k-1)} + e_k]_i + \|G_{k-1,\sigma(k-1)}^T \Phi_k\|_1. \end{aligned}$$

因此, 无切换模式下系统的输入 \mathbf{y}_k 必然位于如下区间:

$$[\mathbf{y}_k]_i \in [q_{l,k,i}, q_{u,k,i}], \quad (15)$$

即

$$\begin{aligned} |[\mathbf{y}_k - \Phi_k^T p_{k-1,\sigma(k-1)}]_i| &\leq \\ |e_k]_i + \|G_{k-1,\sigma(k-1)}^T \Phi_k\|_1 &\leq \\ \delta + \|G_{k-1,\sigma(k-1)}^T \Phi_k\|_1. \end{aligned} \quad (16)$$

反之, 当 $[\mathbf{y}_k]_i$ 超过了式(15)所述的区间范围, 即式(16)不成立时, 有

$$|[\mathbf{y}_k - \Phi_k^T p_{k-1,\sigma(k-1)}]_i| > \delta + \|G_{k-1,\sigma(k-1)}^T \Phi_k\|_1, \quad (17)$$

此时意味着 k 时刻采样数据 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$ 与包含参数可行集的全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}$ 不相容, 即系统在当前 k 时刻由一种模式切换到另一种模式. \square

当检测到系统的模式发生切换后, 立刻对全对称多胞体 \mathcal{Z}_{k-1} 进行初始化, 完成多胞可行集的递推更新, 继续进行系统下一个切换时刻的检测.

3 基于多胞空间的噪声不确定切换系统故障诊断

3.1 故障检测

当系统(1)在 k 时刻发生故障时, $k-1$ 时刻包含参数可行集的全对称多胞体与 k 时刻的采样数据 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$ 同样不相容, 因此, 需要区分系统切换与系统故障.

考虑到线性切换系统(1)的切换规则未知但所有子系统参数真实值已知, 因此, 当检测到 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$ 与 $\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}$ 不相容时, 再判断 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$ 与所有子系统模型的一致性. 如果模型匹配一致, 则说明此时系统的模式发生了切换; 否则, 系统发生了故障.

定理3 给定 $k-1$ 时刻的全对称多胞体中心 $p_{k-1,\sigma(k-1)}$ 和形状矩阵 $G_{k-1,\sigma(k-1)}$, 对于 k 时刻采样数据 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$, 如果下述不等式同时成立:

$$|[\mathbf{y}_k - \Phi_k^T p_{k-1,\sigma(k-1)}]_i| > \delta + \|G_{k-1,\sigma(k-1)}^T \Phi_k\|_1, \quad (18)$$

$$|[\mathbf{y}_k - \Phi_k^T p_{k,\sigma(k)}]_i| > \delta + \|G_{k,\sigma(k)}^T \Phi_k\|_1, \quad (19)$$

则说明在 k 时刻系统发生了故障, 其中 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)} = \langle p_{k,\sigma(k)}, G_{k,\sigma(k)} \rangle$ 为包裹系统真实参数值 $\theta_{\sigma(k)}^*$ 的一个全对称多胞体, 即 $\theta_{\sigma(k)}^* \in \mathcal{Z}_{k,\sigma(k)} = \langle p_{k,\sigma(k)}, G_{k,\sigma(k)} \rangle$.

证明 由定理2可知, 式(18)表明采样数据 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$ 与 $\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}$ 不相容. 因为任意子系统的真实参数值 $\theta_{\sigma(k)}^*$ 都能被一个全对称多胞体包裹, 即

$$\theta_{\sigma(k)}^* \in \mathcal{Z}_{k,\sigma(k)} = \langle p_{k,\sigma(k)}, G_{k,\sigma(k)} \rangle,$$

所以, 可通过检测 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$ 与全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)} = \langle p_{k,\sigma(k)}, G_{k,\sigma(k)} \rangle$ 的相容性完成故障检测过程.

当系统发生切换而不是发生故障时, 全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)} \supseteq \theta_{\sigma(k)}$, 因此, 系统的输出量的变化区间 $[\mathbf{y}_k]_i$ 可通过求解如下凸优化问题得到:

$$\begin{aligned} Q_{l,k,i} &= \min[\Phi_k^T \theta_{\sigma(k)} - e_k]_i, \\ \text{s.t. } \theta_{\sigma(k)} &\in \mathcal{Z}_{k,\sigma(k)}; \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} Q_{u,k,i} &= \max[\Phi_k^T \theta_{\sigma(k)} + e_k]_i, \\ \text{s.t. } \theta_{\sigma(k)} &\in \mathcal{Z}_{k,\sigma(k)}. \end{aligned} \quad (21)$$

代入多胞体中心 $p_{k,\sigma(k)}$ 和形状矩阵 $G_{k,\sigma(k)}$, 可得

$$\begin{aligned} Q_{l,k,i} &= [\Phi_k^T p_{k,\sigma(k)} - e_k]_i - \|G_{k,\sigma(k)}^T \Phi_k\|_1, \\ Q_{u,k,i} &= [\Phi_k^T p_{k,\sigma(k)} + e_k]_i + \|G_{k,\sigma(k)}^T \Phi_k\|_1, \end{aligned} \quad (22)$$

因此, 当系统没有故障时, $[\mathbf{y}_k]_i$ 必然处于如下区间:

$$[\mathbf{y}_k]_i \in [Q_{l,k,i}, Q_{u,k,i}], \quad (23)$$

即

$$\begin{aligned} |[\mathbf{y}_k - \Phi_k^T p_{k,\sigma(k)}]_i| &\leq |e_k]_i + \|G_{k,\sigma(k)}^T \Phi_k\|_1 \leq \\ \delta + \|G_{k,\sigma(k)}^T \Phi_k\|_1. \end{aligned} \quad (24)$$

说明 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$ 与第 $\sigma(k)$ 个子模型相容, 即系统在 k 时刻由一种模式切换到另一种模式.

反之, 当 \mathbf{y}_k 的值超过了式(23)的范围, 即

$$|[\mathbf{y}_k - \Phi_k^T p_{k,\sigma(k)}]_i| > \delta + \|G_{k,\sigma(k)}^T \Phi_k\|_1, \quad (25)$$

说明 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$ 与第 $\sigma(k)$ 个子模型不相容. 对于每一个子模型, 式(25)都成立, 说明在 k 时刻系统发生了故障. \square

3.2 故障识别

当检测到切换系统参数发生故障后, 需要识别该故障属于哪种类型, 即故障识别过程. 采用基于多胞空间的线性切换系统滤波算法可以准确地估计系统参数上下界, 因此系统发生故障后, 通过对全对称多胞体重新初始化, 可以跟踪估计不同故障状态下的系统参数, 通过分析参数估计值, 识别故障属于哪种类型.

定义 k 时刻基于多胞空间的滤波算法, 可以得到参数估计序列 $\hat{\theta}_{\sigma(k)} = [\hat{\theta}_{\sigma(k),1}, \dots, \hat{\theta}_{\sigma(k),n}]^T$, k 时刻的参数估计误差 $\Delta\theta_{\sigma(k)} = \|\hat{\theta}_{\sigma(k)} - \theta_{\sigma(k)}\|_2 / \|\theta_{\sigma(k)}\|_2$. 当参数估计误差 $\Delta\theta_{\sigma(k)}$ 满足一定时间长度内 l 都小于一定的阈值 ε 时分离故障. 定义故障类型

数为 M , k 时刻第 j 个故障类型满足

$$\mathbf{y}_k = \Phi_k^T \boldsymbol{\theta}_{\delta_j(k)} + \mathbf{e}_k. \quad (26)$$

其中: $\delta_j(k) = 1, 2, \dots, F_M; F_M$ 为故障库中的故障类型. 针对 M 个故障类型分别设计故障识别滤波器 f_1, f_2, \dots, f_M , 当系统发生故障后, 如果第 j 个故障识别滤波器不为空, 则说明当前故障类型与故障库中的类型相匹配, 即确定此时的故障类型为 F_j ; 如果当前故障类型与故障库中的类型不匹配, 则判定系统发生了新的故障, 并且作为第 $M+1$ 种故障类型添加到故障库中.

综上, 本文提出的基于多胞空间可行集滤波的切换系统故障诊断 (polyhedron spatial feasible set filtering based fault diagnosis, PSFSF-FD) 算法的步骤总结如下.

step 1: 定义初始全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{0,\sigma(0)}$ 、切换系统受到噪声的幅值 δ 、采样时间长度 L 、故障连续判别时间长度 l 和阈值 ε , 置 $k = 1$.

step 2: 采集 k 时刻的数据 $\{\mathbf{y}_k, \Phi_k\}$, 依据式 (11) 判断 k 时刻系统是否发生参数变化. 如果系统未发生参数变化, 则继续 step 3, 否则, 跳转到 step 4.

step 3: 依据式 (9) 求解 k 时刻的全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)}$, 跳转到 step 7.

step 4: 依据式 (18) 和 (19) 判断 k 时刻系统是发生故障还是发生切换. 如果式 (18) 和 (19) 不同时成立, 则判定系统发生切换, 继续 step 5; 反之, 如果式 (18) 和 (19) 同时成立, 则判定系统发生故障, 跳转到 step 6.

step 5: 初始化全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k-1,\sigma(k-1)}$, 由定理

1 求得 k 时刻的全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{k,\sigma(k)}$, 跳转到 step 7.

step 6: 通过滤波器对故障参数可行集进行初始化, 并与故障识别滤波器 f_1, f_2, \dots, f_M 进行故障模型匹配, 根据故障识别滤波器的输出状态得到故障类型.

step 7: 置 $k = k + 1$, 返回 step 2, 直到 $k > N$, 算法运行结束, 输出噪声不确定切换系统故障诊断结果.

4 仿真分析

4.1 仿真示例 1

考虑如下噪声不确定切换模型:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} y_{1,k} \\ y_{2,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11,k} & u_{12,k} \\ u_{21,k} & u_{22,k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.25 \end{bmatrix} + \mathbf{e}_k, \\ k \in [1, 250] \cup [501, 750]; \\ \begin{bmatrix} y_{1,k} \\ y_{2,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11,k} & u_{12,k} \\ u_{21,k} & u_{22,k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -0.5 \\ 0.25 \end{bmatrix} + \mathbf{e}_k, \\ k \in [251, 500] \cup [751, 1000], \end{cases}$$

其中: $\boldsymbol{\theta}_1 = [0.5, 0.25]^T, \boldsymbol{\theta}_2 = [-0.5, -0.25]^T$ 为切换系统的两个子系统的参数真值; \mathbf{e}_k 为未知但有界噪声, 且满足 $|\mathbf{e}_k|_\infty \leq 0.1$; 取输入信号 $u_{11,k} \sim U[-5, 5], u_{12,k} \sim U[-10, 10], u_{21,k} \sim U[-2, 2], u_{22,k} \sim U[-12, 12]$.

在系统切换规则未知的状态下, 采用本文所提出的基于多胞空间可行集滤波的切换系统故障诊断算法, 同时与全对称多胞体卡尔曼滤波故障诊断算法 (zonotopic Kalman filter based fault diagnosis, ZKF-FD) 进行对比, 结果如图 1~图 3 所示.

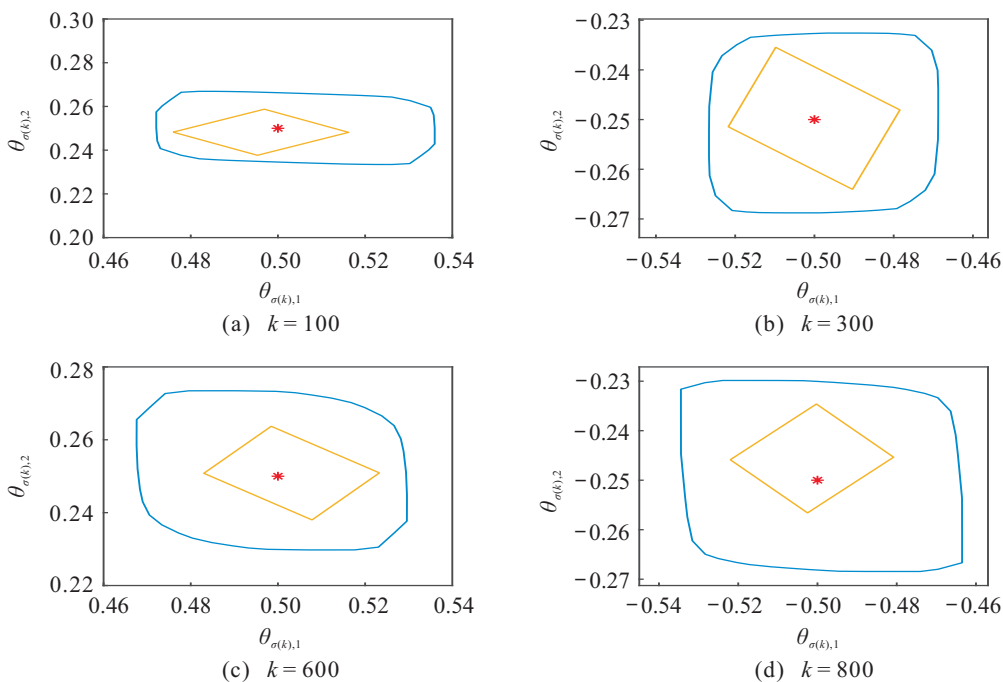


图 1 PSFSF-FD 算法与 ZKF-FD 算法对比

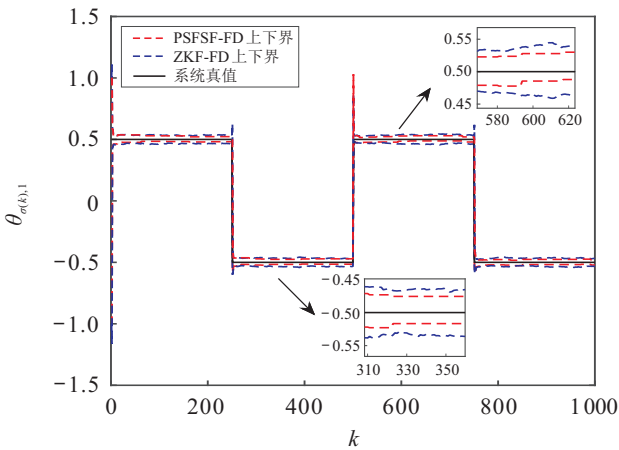


图2 $\theta_{\sigma(k),1}$ 的上下界变化

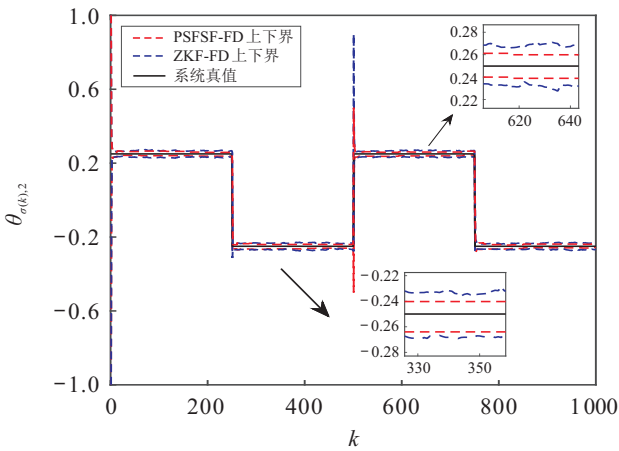


图3 $\theta_{\sigma(k),2}$ 的上下界变化

图1中,蓝色实线表示采用ZKF-FD算法得到的全对称多胞体可行集区域,黄色实线表示采用本文所提出的PSFSF-FD算法得到的全对称多胞体可行集区域,红色星点表示切换系统在当前时刻的参数真值.由图1可以看出,在不同的采样时刻,ZKF-FD算法和PSFSF-FD算法都可以很好地估计系统参数的真值,相比于ZKF-FD算法,PSFSF-FD算法包裹的参数可行集面积更小,即保守性更小,冗余度更低.

图2和图3分别是系统参数 $\theta_{\sigma(k),1}$ 和 $\theta_{\sigma(k),2}$ 的估计值上下界对比图.可以看出,ZKF-FD算法与PSFSF-FD算法均可以有效地辨识切换系统的参数,参数的真值也一直位于算法估计的上下界范围内.相比于ZKF-FD算法,本文所提出的PSFSF-FD算法估计得到的切换系统参数上下界更紧致,对系统参数的估计区间更加贴近于切换系统参数的真值,滤波效果更加明显.

设定在 $k = 800$ 时, $\theta_{\sigma(k),1}$ 发生突变故障,取故障连续判别时间长度 $l = 10$,阈值 $\varepsilon = 0.1$.采用ZKF-FD算法和PSFSF-FD算法分别对噪声不确定切换系统进行故障诊断,此时系统参数跟踪结果如图4和图5所示.从图4和图5中可以看出:当系统发生故障时,

滤波器对故障系统模型参数进行初始化,无故障情况下的切换系统参数的估计状态立刻跳变为一个新的参数估计状态,然后继续跟踪估计故障系统参数;对于没有发生故障的参数,PSFSF-FD算法可以继续跟踪该参数.从局部放大图可以看出,相比于ZKF-FD算法,本文所提出的PSFSF-FD算法故障诊断的参数上下界能够更加紧致地包裹着故障真值,体现了本文算法的有效性和优越性.

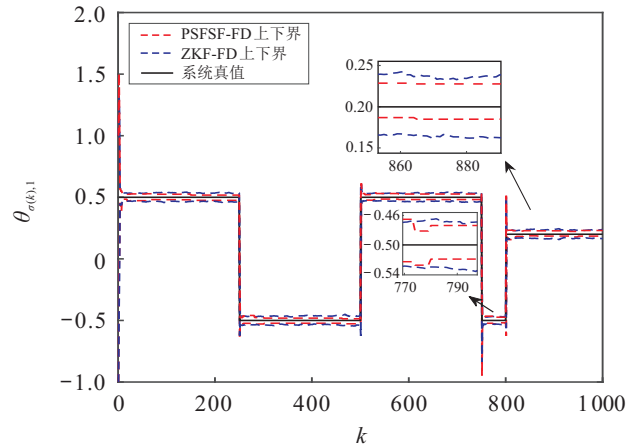


图4 发生故障时 $\theta_{\sigma(k),1}$ 的上下界变化

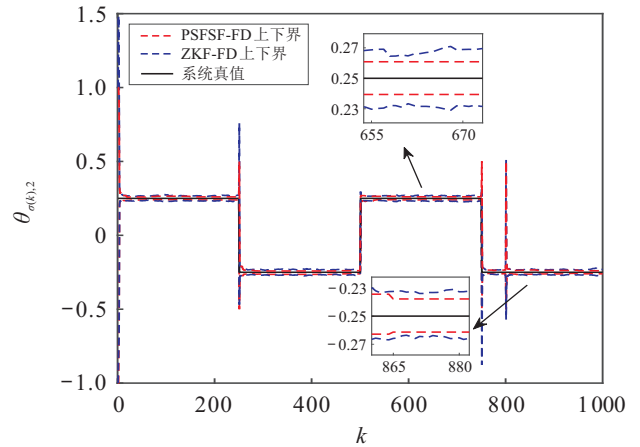
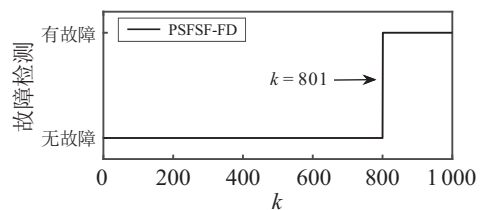
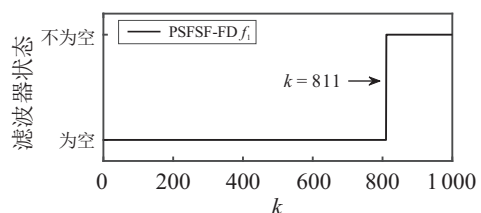


图5 发生故障时 $\theta_{\sigma(k),2}$ 的上下界变化



(a) 故障信号



(b) 滤波器状态 f_i

图6 故障诊断结果(1)

如图6所示:在无故障加入时,故障检测滤波器为空;当系统发生故障时,故障检测信号立即在 $k = 801$ 发生跳变,显示系统发生了故障.在检测到故障信号后,故障识别滤波器发挥作用,在 $k = 811$ 时,只有滤波器 f_1 不为空,识别到此时参数 $\theta_{\sigma(k),1}$ 发生了故障.

4.2 仿真示例2

Boost变换器是一种常见的用于升压的电力变换器,其拓扑结构如图7所示.其中:S为全控型开关管,D为电力二极管, i 为电感电流, u_o 为输出电压, L 、 C 、 R 分别为电感、电解电容和负载电阻.为了进一步验证本文所提出的故障诊断算法的有效性和可行性,本文利用Boost变换器对PSFSF-FD算法进行仿真验证.

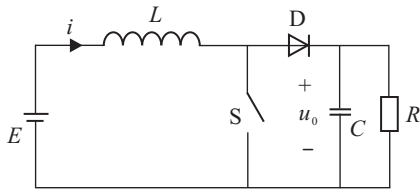


图7 Boost变换器的拓扑结构

当开关S断开时,根据Boost变换器工作原理可知,二极管将瞬间导通,此时Boost电路的数学模型可表示为

$$\begin{bmatrix} \dot{i} \\ \dot{u}_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1/L \\ 1/C & -1/RC \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ u_o \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/L \\ 0 \end{bmatrix} E. \quad (27)$$

将Boost电路模型(27)近似为二阶系统,有

$$\frac{y}{u} = \frac{a}{s^2 + bs + c}, \quad (28)$$

其中: $y = u_o, u = E, a = \frac{1}{LC}, b = \frac{1}{RC}, c = \frac{1}{LC}$.取 $R = 6 \Omega, C = 330 \mu\text{F}$,在不同的工作模式下,电感 L 可以切换为 $50 \mu\text{H}$ 和 $500 \mu\text{H}$,从而实现不同程度的升压效果.给定采样时间 $T_s = 0.01 \text{ s}$,仿真时间设定为 20 s ,将系统(28)离散化可得

$$A_i(z)y_k = B_i(z)u_k + e_k, \quad (29)$$

其中 $A_i(z)$ 和 $B_i(z)$ 取决于Boost变换器在不同切换模式下电感 L 的取值.具体而言:

1) 当 $k \in [1, 500] \cup [1001, 1500]$ 时, $L = 50 \mu\text{H}$,可求得系统(29)的参数为

$$A_1(z) = 1 - 0.1192z^{-1} + 0.0064z^{-2},$$

$$B_1(z) = 1.0579z^{-1} + 0.0677z^{-2}.$$

2) 当 $k \in [501, 1000] \cup [1501, 2000]$ 时, $L = 500 \mu\text{H}$,可求得系统(29)的参数为

$$A_2(z) = 1 - 0.128z^{-1} + 0.0064z^{-2},$$

$$B_2(z) = 0.9410z^{-1} + 0.0625z^{-2}.$$

在系统(29)发生切换和故障识别过程中,可以通过分析 $B(z)$ 所对应的参数 θ_{n1} 和 θ_{n2} 的变化得到系统的切换状态和故障情况.取输入 $u_k \in [5, 25]$,噪声幅值 $|e_k| \leq 0.1$,利用本文所提出的PSFSF-FD算法计算每个参数在不同时刻的上下界,同时与ZKF-FD算法进行对比,结果如图8和图9所示.

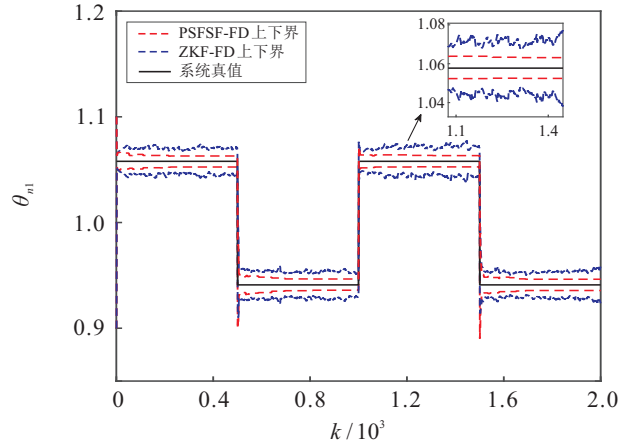


图8 θ_{n1} 的上下界变化

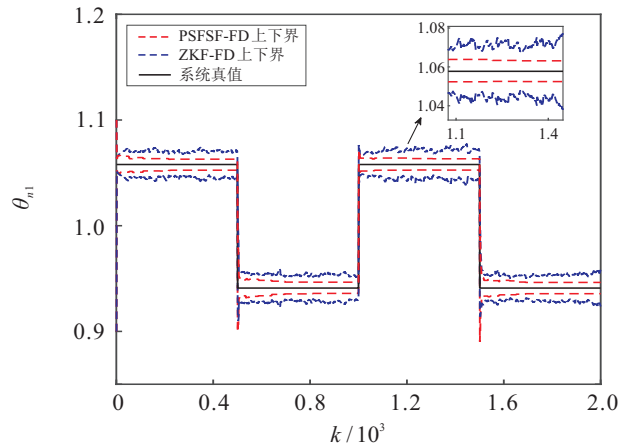


图9 θ_{n2} 的上下界变化

从图8和图9可以看出,采用本文所提出的PSFSF-FD算法和ZKF-FD算法都可以有效地跟踪系统参数变化情况,相比较而言,本文所提出的PSFSF-FD算法在判断系统切换状态时更加平滑,受噪声的扰动影响更小,且包含参数真值的上下界更紧致,对系统真值的包裹性更好.

下面对Boost变换器加入电感失效故障和电容失效故障,两种故障参数如表1所示.

表1 故障条件下的参数说明

序号	故障名称	参数
1	电感失效	$L = 5 \text{ H}$
2	电容失效	$C = 3 \text{ F}$

在 $k \in [700, 1000]$ 和 $k \in [1800, 2000]$ 时刻分别对 Boost 变换器加入故障 1 和故障 2, 即: 在 $k = 700$ 时, 系统参数 $B_2(z) = 0.9410z^{-1} + 0.0625z^{-2}$ 突变为 $B_3(z) = 0.0096z^{-1} + 0.023z^{-2}$; 在 $k = 1800$ 时, 系统参数 $B_2(z) = 0.9410z^{-1} + 0.0625z^{-2}$ 突变为 $B_4(z) = 0.0331z^{-1} + 0.0331z^{-2}$. 取故障连续判别时间长度 $l = 10$, 阈值 $\varepsilon = 0.02$ 对系统进行故障诊断, 系统的故障诊断结果如图 10 和图 11 所示.

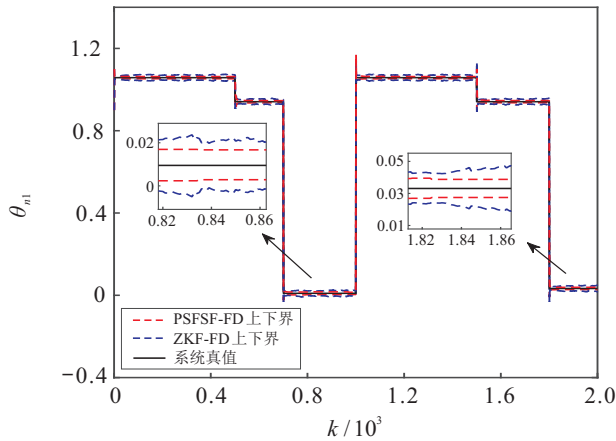


图 10 发生故障时 θ_{n1} 的上下界变化

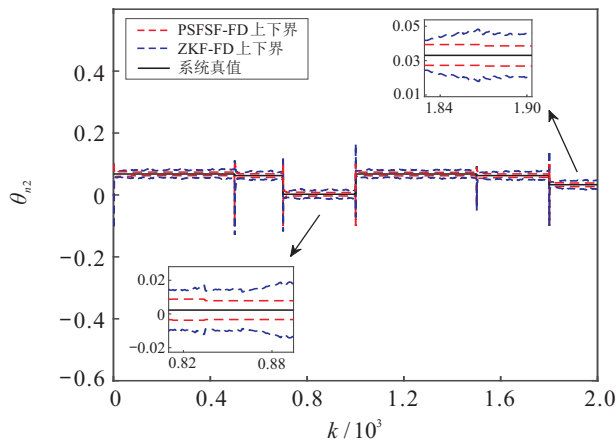
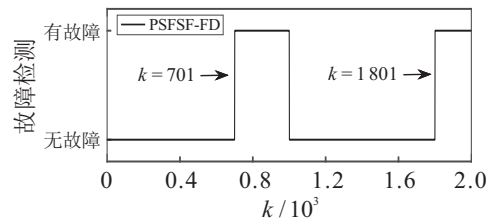


图 11 发生故障时 θ_{n2} 的上下界变化

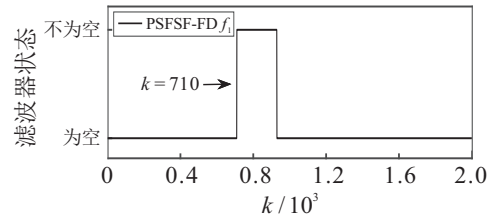
从图 10 和图 11 可以看出, 当系统发生故障时, PSFSF-FD 算法和 ZKF-FD 算法都可以快速地检测到故障发生, 并对故障下的系统重新进行初始化, 对故障参数进行跟踪估计. 相比于 ZKF-FD 算法, PSFSF-FD 算法估计的参数上下界区间范围更小, 收敛速度也更快, 说明本文所提出的 PSFSF-FD 算法的保守性更好.

如图 12 所示: 在无故障加入时, 故障检测滤波器为空; 当系统发生故障时, 故障检测信号立即在 $k = 701$ 和 $k = 1301$ 处发生跳变, 显示系统发生了故障, 应及时对系统进行故障检测. 同时在检测到故障信号后, 故障识别滤波器发挥作用: 在 $k = 710$ 时, 只有滤波器 f_1 不为空, 说明此时只有故障 1 发生, 即 Boost

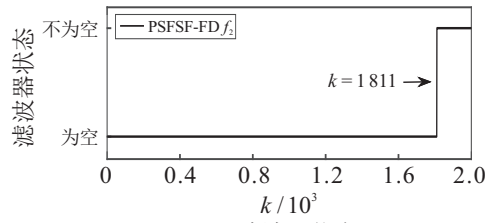
电路电感失效; 在 $k = 1813$ 时, 只有滤波器 f_2 不为空, 说明此时只有故障 2 发生, 即 Boost 电路电容失效.



(a) 故障检测



(b) 滤波器状态 f_1



(c) 滤波器状态 f_2

图 12 故障诊断结果 (2)

5 结论

针对未知但有界噪声扰动下的切换系统故障诊断问题, 本文提出了基于多胞空间可行集滤波的切换系统故障诊断方法. 首先设计多胞空间滤波器, 完成了无切换情况下的系统参数估计; 然后, 检测当前时刻的多胞空间可行集与带空间是否相容, 判断系统是否发生切换. 如果判断系统发生切换, 则对多胞空间滤波器进行初始化; 反之, 继续多胞空间可行集的递推更新, 即完成了有切换且无故障状态下切换系统的参数估计. 在此基础上, 通过判断带空间与所有子模型的一致性区分系统切换与系统故障, 在故障检测后结合故障模型匹配完成故障分离, 进而完成故障诊断过程. 本文所提出的方法可以实现工业切换系统环境中不确定干扰下的切换系统的状态估计与故障诊断, 进而可以推广至机器人装配^[21]、电力系统运行区间分析与诊断^[22] 等实际工程问题.

参考文献 (References)

[1] Wang X, Zhao J. Autonomous switched control of load shifting robot manipulators[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(9): 7161-7170.
 [2] Wang Y E, Niu B, Wu B W, et al. Asynchronous switching for switched nonlinear input delay systems with unstable subsystems[J]. Journal of the Franklin Institute, 2018, 355(5): 2912-2931.

- [3] 何舒平, 艾琦珑. 基于有限时间的一类时滞非线性切换系统滑模控制[J]. 控制与决策, 2019, 34(3): 655-660.
(He S P, Ai Q L. Finite-time sliding mode control for a class of nonlinear and time-delayed switched systems[J]. Control and Decision, 2019, 34(3): 655-660.)
- [4] Wang H W, Xia H. Identification algorithm of switched systems based on generalized auxiliary model[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2019, 30(6): 1224-1232.
- [5] Wang J W, Shen Y, Wang Z H. H_-/H_∞ fault detection filter design for interval time-varying delays switched systems[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2016, 27(4): 878-886.
- [6] 毛海杰, 李炜, 蒋栋年. 基于复杂网络的多电机同步控制系统故障诊断与切换容错研究[J]. 控制与决策, 2020, 35(4): 843-851.
(Mao H J, Li W, Jiang D N. Fault diagnosis and switching tolerance for multi-motor synchronous control based on complex dynamical network[J]. Control and Decision, 2020, 35(4): 843-851.)
- [7] Rayyam M, Zazi M. A novel metaheuristic model-based approach for accurate online broken bar fault diagnosis in induction motor using unscented Kalman filter and ant lion optimizer[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2019, 42(8): 1537-1546.
- [8] 陆宁云, 孟宪锋, 姜斌, 等. 基于多信号模型和盲源分离的复合故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(11): 1945-1952.
(Lu N Y, Meng X F, Jiang B, et al. Compound fault diagnosis method based on multi-signal model and blind source separation[J]. Control and Decision, 2016, 31(11): 1945-1952.)
- [9] Feng J, Yao Y, Lu S X, et al. Domain knowledge-based deep-broad learning framework for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(4): 3454-3464.
- [10] Zhang Q H. Stochastic hybrid system actuator fault diagnosis by adaptive estimation[J]. IFAC-PapersOnLine, 2015, 48(21): 150-155.
- [11] 郭健彬, 纪丁菲, 王鑫, 等. 混杂系统粒子滤波混合状态估计及故障诊断算法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(8): 1936-1942.
(Guo J B, Ji D F, Wang X, et al. Hybrid state estimation and fault diagnosis algorithm of hybrid systems using particle filter[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(8): 1936-1942.)
- [12] 江涛, 钱富才, 杨恒占, 等. 具有双重不确定性系统的联合滤波算法[J]. 自动化学报, 2016, 42(4): 535-544.
(Jiang T, Qian F C, Yang H Z, et al. A new combined filtering algorithm for systems with dual uncertainties[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(4): 535-544.)
- [13] 王子赞, 徐桂香, 刘子幸, 等. 基于正多胞体线性规划的滤波故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(4): 807-815.
(Wang Z Y, Xu G X, Liu Z X, et al. Orthotopic linear programming filtering based fault diagnosis method[J]. Control and Decision, 2020, 35(4): 807-815.)
- [14] Wang Z G, Shen X J, Zhu Y M. Ellipsoidal fusion estimation for multisensor dynamic systems with bounded noises[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2019, 64(11): 4725-4732.
- [15] Li X R, Han F, Hou N, et al. Set-membership filtering for piecewise linear systems with censored measurements under Round-Robin protocol[J]. International Journal of Systems Science, 2020, 51(9): 1578-1588.
- [16] Bigand A, Colot O. Membership function construction for interval-valued fuzzy sets with application to Gaussian noise reduction[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2016, 286: 66-85.
- [17] Bouhental M, Ghanai M, Chafaa K. Interval-valued membership function estimation for fuzzy modeling[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2019, 361: 101-113.
- [18] Wang Y, Puig V, Cembrano G. Set-membership approach and Kalman observer based on zonotopes for discrete-time descriptor systems[J]. Automatica, 2018, 93: 435-443.
- [19] Wang H, Kolmanovsky I V, Sun J. Zonotope-based recursive estimation of the feasible solution set for linear static systems with additive and multiplicative uncertainties[J]. Automatica, 2018, 95: 236-245.
- [20] Huang J, Wang Y, Fukuda T. Set-membership-based fault detection and isolation for robotic assembly of electrical connectors[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2018, 15(1): 160-171.
- [21] Lee T C, Jiang Z P. Uniform asymptotic stability of nonlinear switched systems with an application to mobile robots[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2008, 53(5): 1235-1252.
- [22] 苑国锋, 陈栋, 郑春雨. 电力机车牵引传动系统的多模式调制策略及切换方法研究[J]. 电机与控制学报, 2021, 25(1): 126-135.
(Yuan G F, Chen D, Zheng C Y. Multi-mode modulation strategy and switching method of electric locomotive traction drive system[J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(1): 126-135.)

作者简介

王子赞(1989—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂系统故障诊断和滤波理论等研究, E-mail: wangzy0601@163.com;

占雅聪(1999—), 女, 硕士生, 从事切换系统故障诊断方法的研究, E-mail: zyacong@163.com;

陈宇乾(2000—), 男, 硕士生, 从事滤波算法分析和故障诊断方法的研究, E-mail: cyuqian0512@163.com;

王艳(1978—), 女, 教授, 博士生导师, 从事生产过程建模与优化控制等研究, E-mail: yanwang@jiangnan.edu.cn;

纪志成(1959—), 男, 教授, 博士生导师, 从事工业过程建模和智能算法等研究, E-mail: zcji@jiangnan.edu.cn.