

模型未知非线性系统性能监督的故障检测

顾宇杰, 刘瑞杰*, 明智琦

上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海

收稿日期: 2025年9月26日; 录用日期: 2025年10月9日; 发布日期: 2025年11月3日

摘要

随着工业快速发展及系统复杂度提升, 非线性系统故障检测成为保障复杂工程系统安全性与可靠性的重要手段。传统方法大多依赖观测器生成的残差信号构建监测机制, 普遍忽视了故障对系统关键性能的影响。针对复杂非线性系统的实时性能监测与维护需求, 本文提出一种数据驱动的性能监督故障检测新方法。首先基于Takagi-Sugeno (T-S)模糊逼近技术, 构建非线性系统性能残差函数, 其次设计数据驱动方案对模型未知系统性能残差中的重要参数进行辨识, 最后建立性能残差的评价函数, 并设置兼顾故障检测率与漏报率的阈值。以实验室三容水箱系统为对象进行的仿真研究表明, 该方法可有效检测水箱管道堵塞与液位传感器故障, 验证了其在复杂动态工程系统中的实际适用性。

关键词

非线性系统, 故障检测, 模糊逼近, 数据驱动, 性能残差

Performance-Supervised Fault Detection for Model-Free Nonlinear Systems

Yujie Gu, Ruijie Liu*, Zhiqi Ming

School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: September 26, 2025; accepted: October 9, 2025; published: November 3, 2025

Abstract

With the rapid development of industry and the increase in system complexity, fault detection of nonlinear systems has become important technical means to ensure the safety and reliability of complex engineering systems. Traditional methods mostly rely on residual signals generated by observers to establish monitoring mechanisms, yet they generally overlook the impact of faults on the

*通讯作者。

文章引用: 顾宇杰, 刘瑞杰, 明智琦. 模型未知非线性系统性能监督的故障检测[J]. 建模与仿真, 2025, 14(11): 1-9.

DOI: 10.12677/mos.2025.1411634

key performance of systems. To address the needs of real-time performance monitoring and maintenance for complex nonlinear systems, this paper proposes a novel data-driven approach for performance-supervised fault detection. First, with the aid of Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy approximation techniques, a performance residual function is constructed for the nonlinear systems. Then, a data-driven scheme is designed to identify key parameters in the performance residual of the systems with unknown models. Finally, an evaluation function is established for the performance residual, and a proper threshold is set to ensure the trade-off between the fault detection rate and the false alarm rate. Simulation studies conducted on a laboratory three-tank system demonstrate that the proposed method can effectively detect the pipe plugging and level sensor faults, verifying its practical applicability in engineering systems with complex dynamics.

Keywords

Nonlinear Systems, Fault Detection, Fuzzy Approximation, Data-Driven, Performance Residual

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着全球科技与工业的不断发展,故障检测对于保障现代工业系统的安全可靠运行愈发关键,尤其是在系统复杂度日益提升的当下。在过去的数十年里,研究人员提出了大量故障检测方法,这些方法可分为基于模型[1]和数据驱动[2]两大类。基于模型的方法,如观测器法[3]和等价空间方法[4]等,依赖于精确的系统动力学数学模型,但在处理高度复杂系统时,其有效性常因建模困难而受限。相比之下,数据驱动方法如多元统计分析法[5]和机器学习[6]方法等,可利用实时或历史过程数据挖掘变量之间的关系,为难以依据机理信息建模的复杂工业系统提供了可行的故障检测方案。

非线性系统在化工、机器人及过程控制等实际应用中普遍存在,其固有复杂性为故障检测带来了严峻的挑战。近年来,Takagi-Sugeno (T-S)模糊技术为非线性系统建模提供了有效途径,其核心思想是通过模糊规则融合不同的局部线性模型,从而表达全局非线性系统的动力学特性。因此,基于 T-S 模糊模型的非线性系统故障检测方法得到了国内外学者的广泛研究。文献[7]针对一类非线性网络控制系统,设计了基于 T-S 模糊模型的鲁棒观测器,使得残差信号对故障敏感的同时对扰动和建模不确定性具有鲁棒性。文献[8]研究了基于 T-S 模糊模型的故障诊断方法及其在热处理炉中的应用。文献[9]针对具有不确定隶属函数的 T-S 模糊系统的有限时间故障诊断问题,结合切换技术设计了一种故障检测与隔离观测器,使得在有限时间内定位出发生偏差或增益故障的执行器。文献[10]针对模型未知的非线性系统,结合子空间技术直接辨识得到系统的 T-S 模糊残差产生器,提出了一种数据驱动的非线性系统故障检测方法。

现有的非线性动态系统故障检测研究主要采用观测器方法获得系统的状态或输出变量估计值,将该估计值和变量测量值的偏差作为系统残差信号,进而建立残差信号的评价函数和阈值。然而,这种根据变量残差判断系统是否故障的方法,忽略了故障的发生对系统关键性能的影响。随着自动化程度的提升,现代工业系统通常配置大量预设控制器以实现期望的系统性能,如稳定性能、跟踪性能、抗干扰性能等。通过监测系统的性能指标是否发生退化或异常来进行故障检测,对于保障系统按照既定性能安全高效地运行尤为重要。文献[11]通过考虑模型未知非线性系统在无限时域上的调节性能指标,提出了一种基于性能的故障检测方法,但该方法未考虑系统含有外部参考信号的情况。文献[12]针对带有外部参考信号的 T-

S 模糊系统, 设计了基于性能残差的故障检测方法, 然而该方法依赖于已知的系统动力学模型。

针对当前故障检测研究存在的局限或不足, 本文提出了一种基于数据驱动框架的模型未知非线性系统性能监督下的故障检测方法。该方法着重于监测系统的性能变化而非传统的观测器残差变化, 采用无限时域函数作为系统性能度量, 利用过程变量数据与 T-S 模糊逼近技术构建了系统的性能残差, 进一步建立了性能残差评价函数并预设合适的阈值, 实现了非线性系统性能监督下的故障检测。最后, 通过三容水箱系统仿真验证了所提方法的可行性与有效性, 彰显了其在复杂非线性工程系统故障检测中的实际应用潜力。

2. 研究对象与问题描述

2.1. 研究对象及其性能指标

本文考虑的一类离散时间非线性系统为:

$$G: \begin{cases} x(k+1) = g(x(k), u(k)) \\ y(k) = f(x(k)) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $x \in \mathbb{R}^n, u \in \mathbb{R}^l, y \in \mathbb{R}^m$ 分别表示状态、输入和输出变量, $g(x(k), u(k))$ 与 $f(x(k))$ 为适当维数的连续非线性函数。采用如下无限时域性能指标:

$$V(k) = \sum_{\tau=k}^{\infty} \gamma^{\tau-k} (y^T(\tau) Q y(\tau) + u^T(\tau) R u(\tau)), 0 < \gamma < 1 \quad (2)$$

其中, $Q \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 和 $R \in \mathbb{R}^{l \times l}$ 为对称正定矩阵, γ 为折扣因子。

显然, 有界的性能指标(2)满足贝尔曼方程:

$$V(k) = \gamma V(k+1) + y^T(k) Q y(k) + u^T(k) R u(k) \quad (3)$$

当系统采用状态或输出反馈控制器时, 性能指标 $V(k)$ 是当前状态 $x(k)$ 的函数, 则根据(3)可建立系统的性能残差:

$$\Delta(k) = V(x(k)) - \gamma V(x(k+1)) - y^T(k) Q y(k) - u^T(k) R u(k) \quad (4)$$

然而, 当控制输入不仅仅由状态或输出反馈驱动, 而是含有外部参考信号驱动的前馈项时, 性能指标 $V(k)$ 将无法表述成当前状态 $x(k)$ 的函数。在这种更加一般的情况下, 如何构建性能指标 $V(k)$ 和性能残差 $\Delta(k)$ 的表达式, 是性能监督下故障检测方案的关键。

2.2. 问题描述

本研究拟针对非线性系统(1)及其性能指标(2)设计一种性能监督的故障检测方法, 考虑到为复杂非线性系统构建精确模型成本高昂且具有挑战性, 因此本文仅依赖易于测量的系统变量数据, 采用 T-S 模糊逼近技术构建性能残差作为系统监测的评价指标, 进而提出一种数据驱动的故障检测实现方案。

3. 非线性系统性能监督的故障检测方法

3.1. 基于 T-S 模糊逼近的性能残差构建

模糊系统是除多项式函数逼近器、神经网络之外的一个新的万能逼近器, T-S 模糊模型是逼近非线性动态系统的最有效方法之一。本研究通过以下 T-S 模糊动态模型来逼近非线性系统(1)的动力学特性。

规则 $\mathfrak{R}^i$: 若 $\xi_1(k)$ 属于模糊集 M_{1i} , $\xi_2(k)$ 属于模糊集 M_{2i} , $\dots$, 且 $\xi_p(k)$ 属于模糊集 M_{pi} , 则系统动力学描述为

$$\begin{cases} x(k+1) = A_i x(k) + B_i u(k) \\ y(k) = C_i x(k), i \in \{1, \dots, \kappa\} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\mathfrak{R}^i$ 表示第 i 条模糊推理规则, $\xi_j(k) (j=1, 2, 3, \dots, \rho)$ 代表可测的前件变量, M_{ji} 定义相应模糊集, 推理规则总数记为 κ 。 A_i, B_i 和 C_i 为具有适当维数的常数矩阵。记向量 $\xi(k) = [\xi_1(k), \xi_2(k), \dots, \xi_\rho(k)]$ 。

通过模糊系统的反模糊化, 由(5)构成的全局 T-S 模糊模型可表述为:

$$\begin{cases} x(k+1) = \sum_{i=1}^{\kappa} \mu_i(\xi(k)) (A_i x(k) + B_i u(k)) \\ y(k) = \sum_{i=1}^{\kappa} \mu_i(\xi(k)) C_i x(k) \end{cases} \quad (6)$$

其中, 模糊隶属度函数 $\mu_i(\xi(k))$ 具有如下形式:

$$\mu_i(\xi(k)) = \frac{\prod_{j=1}^{\rho} M_{ji}(\xi_j(k))}{\sum_{i=1}^{\kappa} \prod_{j=1}^{\rho} M_{ji}(\xi_j(k))} \quad (7)$$

显然, $\mu_i(\xi(k)) \geq 0$ 并且 $\sum_{i=1}^{\kappa} \mu_i(\xi(k)) = 1$ 。

针对第 i 个局部线性模型(5), 可由反向递推计算得到性能指标(2)的表达式为:

$$V(k) = x(k)^T P_i x(k) + \sum_{i=k}^{\infty} u^T(i) \left(2\gamma (A_i^T P_i B_i)^T x(i) + (R + \gamma B_i^T P_i B_i) u(i) \right) \quad (8)$$

其中, P_i 是如下李雅普诺夫方程的解:

$$\gamma A_i^T P_i A_i - P_i + C_i^T Q C_i = 0 \quad (9)$$

根据贝尔曼方程, 可得局部性能残差:

$$\begin{aligned} \Delta(k) &= V(k) - \gamma V(k+1) - y^T(k) Q y(k) - u^T(k) R u(k) \\ &= x^T(k) P_i x(k) + u^T(k) \left(2\gamma (A_i^T P_i B_i)^T x(k) + (R + \gamma B_i^T P_i B_i) u(k) \right) \\ &\quad - \gamma x^T(k+1) P_i x(k+1) - y^T(k) Q y(k) - u^T(k) R u(k) \end{aligned} \quad (10)$$

采用隶属度函数(7), 可构建全局性能残差的表达式如下:

$$\Delta(k) = \sum_{i=1}^{\kappa} \mu_i(\xi(k)) \left(\chi^T(k) P_{i,\chi} \chi(k) - \gamma \chi^T(k+1) P_i \chi(k+1) - y^T(k) Q y(k) - u^T(k) R u(k) \right) \quad (11)$$

其中

$$\chi(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k) \end{bmatrix}, P_{i,\chi} = \begin{bmatrix} P_i & \gamma A_i^T P_i B_i \\ \gamma (A_i^T P_i B_i)^T & R + \gamma B_i^T P_i B_i \end{bmatrix} \quad (12)$$

由于非线性系统(1)模型未知, 性能残差(11)中的参数需要辨识得到。

3.2. 数据驱动的性能监督故障检测实现

将性能残差(11)重新描述为:

$$\Delta(k) = \sum_{i=1}^{\kappa} \mu_i(\xi(k)) \left(\chi^T(k) P_{i,\chi} \chi(k) - \gamma \chi_0^T(k+1)^T P_{i,\chi} \chi_0(k+1) - y^T(k) Q y(k) - u^T(k) R u(k) \right) \quad (13)$$

其中 $\chi_0(k+1) = \begin{bmatrix} x(k+1)^T & \mathbf{0}^T \end{bmatrix}^T$, 零矩阵 $\mathbf{0}$ 的维数与系统输入维数相同。进而, 将对称矩阵 $P_{i,\chi}$ 的上三角

元素展开为列向量 θ_i 。值得注意的是, 矩阵 $P_{i,\chi}$ 的维数 p 为系统状态和输入的维数之和, 即 $p = m + l$ 。对于 $p \times p$ 阶矩阵, 列向量 θ_i 包含 $p(p+1)/2$ 个元素, 对应其上三角元素的数量。记该向量为 $\theta_i = [p_{i,11} \ p_{i,12} \ \cdots \ p_{i,pp}]^T$, 则性能残差可被参数化为:

$$\Delta(k) = \theta^T \begin{bmatrix} \mu_1(\xi(k))(\phi(\chi(k)) - \gamma\phi(\chi_0(k+1))) \\ \mu_2(\xi(k))(\phi(\chi(k)) - \gamma\phi(\chi_0(k+1))) \\ \vdots \\ \mu_\kappa(\xi(k))(\phi(\chi(k)) - \gamma\phi(\chi_0(k+1))) \end{bmatrix} - y^T(k)Qy(k) - u^T(k)Ru(k) \quad (14)$$

其中, $\theta = [\theta_1^T \ \theta_2^T \ \cdots \ \theta_\kappa^T]^T$, $\phi(\chi(k)) = [\chi_1^2(k) \ 2\chi_1(k)\chi_2(k) \ \cdots \ \chi_p^2(k)]^T$, $\phi(\chi_0(k+1))$ 可类似写出。通过最小化 $\Delta(k)$ 来辨识参数向量 θ , 可得:

$$\theta = (\Phi_X \Phi_X^T)^{-1} \Phi_X C_X^T \quad (15)$$

其中

$$\Phi_X = \begin{bmatrix} d_1(k) & \cdots & d_1(k+N) \\ \vdots & & \vdots \\ d_\kappa(k) & \cdots & d_\kappa(k+N) \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$d_i(k) = \mu_i(\xi(k))(\phi(\chi(k)) - \gamma\phi(\chi_0(k+1))) \quad (17)$$

$$C_X = [y^T(k)Qy(k) + u^T(k)Ru(k) \ \cdots \ y^T(k+N)Qy(k+N) + u^T(k+N)Ru(k+N)] \quad (18)$$

样本数 N 须满足 $N \geq \kappa p(p+1)/2 - 1$ 以保证矩阵可逆性和辨识准确性。

在辨识得到性能残差的表达式(14)后, 建立性能残差的评价函数如下:

$$J(k) = \Delta^2(k) \quad (19)$$

显然, 将无故障情况下性能评价函数(19)的上确界作为阈值可以保证故障检测方案具有零误报率。然而, 这种设置方式会导致阈值具有一定的保守性, 进而影响故障检测方案的检测率。为了提高故障检测性能, 可以通过经验和历史过程数据预设可接受的误报率, 在保证误报率的情况下适当降低阈值, 提升故障检测方案的检测效果。在实际应用中, 应选取合适的误报率, 实现故障检测率和误报率的折中。在确定好阈值 J_{th} 后, 根据以下决策逻辑进行性能监督的故障检测:

$$\begin{cases} J(k) \leq J_{th} \Rightarrow \text{无故障} \\ J(k) > J_{th} \Rightarrow \text{发生故障} \end{cases} \quad (20)$$

4. 仿真结果

为验证本文所提出的性能监督故障检测方法的有效性, 本部分采用如图 1 所示的三容水箱系统进行仿真实验。作为经典非线性系统, 其动力学模型由以下方程描述:

$$\begin{aligned} A\dot{h}_1 &= Q_1 - a_1 s_n \operatorname{sgn}(h_1 - h_3) \sqrt{2g|h_1 - h_3|} \\ A\dot{h}_2 &= Q_2 + a_3 s_n \operatorname{sgn}(h_3 - h_2) \sqrt{2g|h_3 - h_2|} - a_2 s_n \sqrt{2gh_2} \\ A\dot{h}_3 &= a_1 s_n \operatorname{sgn}(h_1 - h_3) \sqrt{2g|h_1 - h_3|} - a_3 s_n \operatorname{sgn}(h_3 - h_2) \sqrt{2g|h_3 - h_2|} \end{aligned}$$

其中系统参数

$$A = 154 \text{ cm}^2, s_n = 0.5 \text{ cm}^2, a_1 = a_3 = 0.475, a_2 = 0.6$$

分别表示水箱底面积、管道截面积、水箱间管道流量系数和出口管道流量系数。 $g = 981 \text{ cm/s}^2$ 为重力常数, $h_i, i=1,2,3$ 表示三个水箱的液位高度(cm), Q_1 和 Q_2 分别表示泵 1 和泵 2 的入口水流量(cm^3/s)。系统采用比例 - 积分控制器对水箱液位高度 h_1 和 h_2 进行调节。

在本实验中, 液位 h_1 和 h_3 被记录为输出变量, h_2 设定为 10 cm , 采样时间设置为 $T_s = 1 \text{ s}$ 。选取 h_1 为前件变量, 建立了包含 10 条模糊规则的 T-S 模糊系统逼近性能残差函数, 如图 2 所示。为进行验证, 首先利用三容水箱系统的状态、输入和输出数据, 辨识性能残差函数中的未知参数。离线训练得到的性能残差如图 3(a)所示, 可见, 无故障情形下系统性能残差的值在零附近。性能残差的评价函数由图 3(b)给出, 经计算可得当阈值选取为 $J_{th} = 0.008$ 时, 误报率为 0.22% 。

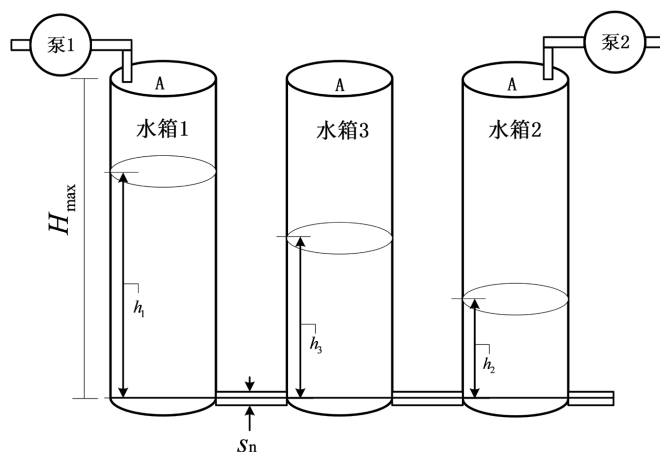


Figure 1. Diagram of the three-tank system

图 1. 三容水箱系统示意图

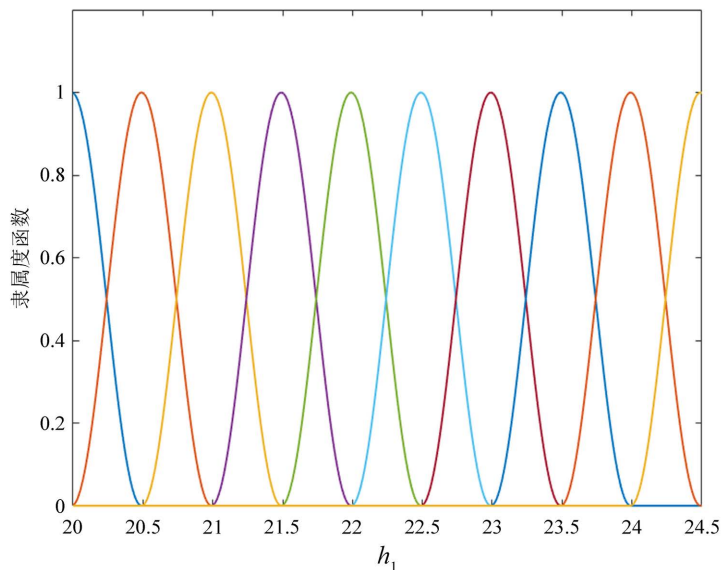


Figure 2. Distribution of T-S fuzzy membership functions

图 2. T-S 模糊隶属度函数分布图

进一步, 针对三容水箱系统管道堵塞故障和液位传感器故障两种关键故障场景, 实施了性能监督的故

障检测方案。第一种故障模拟的是在第 1500 s 至 2500 s 之间发生管道部分堵塞情况, 通过将连接水箱 1 和水箱 3 的管道截面积 a_1 降低 5% 来实现。另一种是传感器故障, 在第 3500 s 之后向液位 h_3 的测量值注入 1 cm 的恒定偏差。图 4 展示了三容水箱系统在正常与故障状态下液位的变化情况, 由于比例 - 积分控制器的存在, 使得发生故障后液位高度 h_1 和 h_2 未见明显变化, 液位高度 h_3 在两种故障下具有一定程度的异常变化。采用性能残差的评价函数对系统进行在线监测, 结果如图 5 所示。由图可见, 在系统正常运行期间 $J(k)$ 始终保持在阈值范围以内, 在第 1500~2500 s 之间以及第 3500 s 之后, 管道堵塞故障和传感器故障引发 $J(k)$ 持续偏离并超越阈值, 表明存在异常现象, 验证了本研究所提出的故障检测方法的有效性。

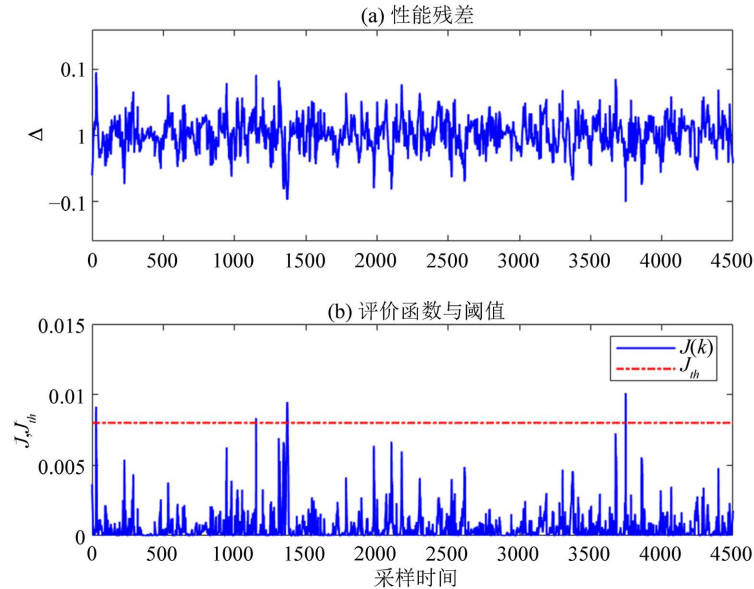


Figure 3. Performance residual and its evaluation function and threshold of the fault-free system
图 3. 无故障系统的性能残差及其评价函数与阈值

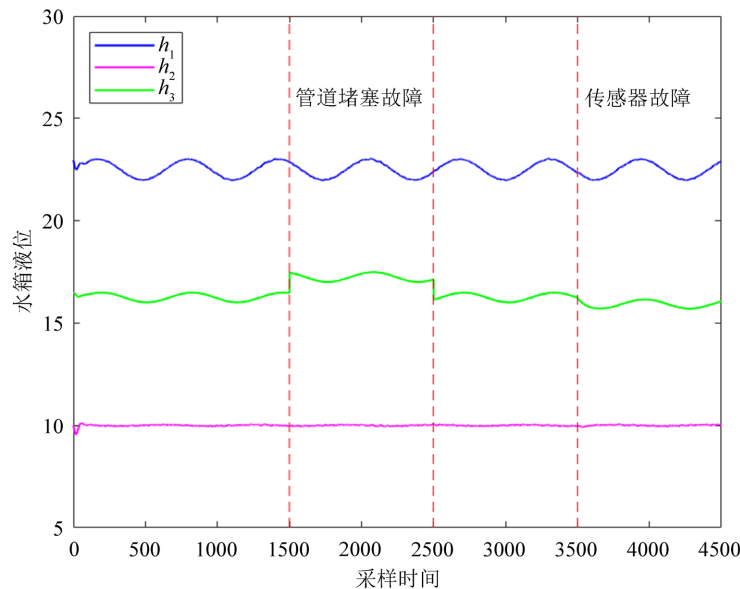


Figure 4. Liquid levels of the faulty system
图 4. 故障系统的水箱液位变化

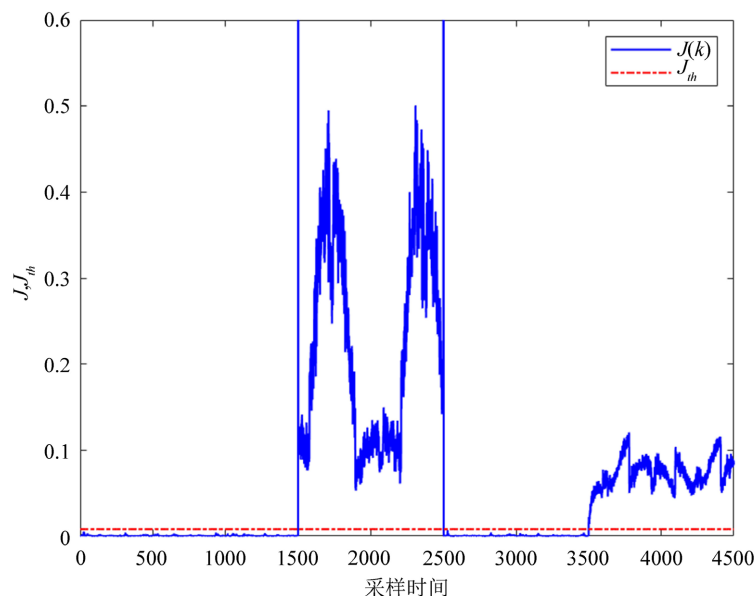


Figure 5. Results of the performance-supervised FD
图 5. 性能监督的故障检测结果

5. 总结

本文提出了一种数据驱动的性能监督故障检测方法，用于解决模型未知非线性控制系统的故障检测问题。该方法以监测故障诱发的系统性能退化为核心，采用 T-S 模糊逼近技术对非线性系统的性能残差特性进行建模，并依托过程变量数据辨识了性能残差中的未知参数，通过在可接受的误报率范围内设置合适的阈值提高了故障检测率。以三容水箱系统为对象开展了仿真验证，表明在无故障工况下，基于本文方案得到的性能残差在零附近波动，相应评价函数稳定在阈值以下；阈值由无故障数据自适应确定，误报率保持在较低水平(见图 3(b))。通过模拟管道堵塞故障与传感器偏差故障，方法均体现出清晰、可靠的检测能力：其一，管道堵塞引起的流动受限导致性能残差与其评价函数迅速超越阈值并持续保持；其二，传感器偏差引入的测量漂移同样使评价函数快速超越阈值。表明所提出的方法可有效检测出这两种典型故障，充分验证了方法的可行性与有效性。仿真中采用的 T-S 模糊结构包含 10 条模糊规则，水箱液位设定为 10 cm，能在保证模型可辨识性的同时对关键性能退化保持足够灵敏。该方法突破传统依赖变量残差信号的检测思路，为非线性系统故障检测提供了新视角。此外，为了恢复由于发生故障而导致的系统性能下降或退化，未来还将考虑性能监督下的容错控制研究。

基金项目

上海市青年科技英才扬帆计划(22YF1430900)，上海市高校青年教师培养资助计划。

参考文献

- [1] 陈泽灏, 陈晖, 高玉闪, 等. 基于模型的液体火箭发动机故障诊断技术回顾与展望[J]. 航空学报, 2023, 44(23): 84-104.
- [2] 张翠翠. 数据驱动的大规模流程工业过程监测与故障诊断方法[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京科技大学, 2025.
- [3] 许水清, 许晓凡, 何怡刚, 等. 基于自适应滑模观测器的中点钳位型三电平并网逆变器开关管和电流传感器故障诊断[J]. 电工技术学报, 2024, 39(13): 4066-4078.
- [4] 薛婷, 钟麦英. 基于 SWT 与等价空间的 LDTV 系统故障检测[J]. 自动化学报, 2017, 43(11): 1920-1930.

-
- [5] Lou, Z., Wang, Y., Si, Y. and Lu, S. (2022) A Novel Multivariate Statistical Process Monitoring Algorithm: Orthonormal Subspace Analysis. *Automatica*, **138**, Article ID: 110148. <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2021.110148>
 - [6] 严如强, 商佐港, 王志颖, 等. 可解释人工智能在工业智能诊断中的挑战和机遇: 先验赋能[J]. 机械工程学报, 2024, 60(12): 1-20.
 - [7] 黄鹤, 谢德晓, 韩笑冬, 等. 基于 T-S 模糊模型的一类非线性网络控制系统故障检测[J]. 信息与控制, 2009, 38(6): 703-710.
 - [8] 张书桂. 基于 T-S 模糊模型的故障诊断及其在热处理炉的应用研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江工业大学, 2015.
 - [9] Yan, X., Wang, H., Wu, G. and Zhang, Z. (2021) Finite-Time Fault Diagnosis of T-S Fuzzy Systems with Uncertain Membership Functions. 2021 *International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC)*, Chengdu, 18-20 June 2021, 527-532. <https://doi.org/10.1109/spac53836.2021.9539898>
 - [10] Li, L., Ding, S.X., Yang, Y., Peng, K. and Qiu, J. (2018) A Fault Detection Approach for Nonlinear Systems Based on Data-Driven Realizations of Fuzzy Kernel Representations. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, **26**, 1800-1812. <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2017.2752136>
 - [11] Li, L. and Ding, S.X. (2020) Performance Supervised Fault Detection Schemes for Industrial Feedback Control Systems and Their Data-Driven Implementation. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, **16**, 2849-2858. <https://doi.org/10.1109/tii.2019.2940099>
 - [12] Liu, R., Tian, E. and Yang, Y. (2023) Performance-Driven Fault Detection for Uncertain Takagi-Sugeno Fuzzy Feedback Control Systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, **31**, 4271-4284. <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2023.3276009>