

一种非线性系统自适应故障检测与估计

刘 明

(贵州电子科技职业学院 电子信息工程系, 贵州 贵安 550003)

摘要: 针对非线性系统在复杂工况下的故障检测与估计问题, 提出了一种基于鲁棒自适应观测器的故障诊断方法。基于线性矩阵不等式 (LMI) 设计了能够同时处理乘性故障和外部干扰的鲁棒观测器; 引入自适应律对故障参数进行在线估计, 利用李雅普诺夫稳定性理论分析了观测器的收敛性, 并通过 LMI 约束条件确保系统在干扰下的鲁棒性; 设计了故障阈值生成机制, 结合残差信号的动态特性, 实现了故障的快速检测与隔离; 为验证方法的有效性, 以单连杆柔性关节机械臂为研究对象, 建立了包含执行器增益故障和部件故障的非线性模型, 并通过仿真实验验证了所提算法在复合故障下的性能; 实验表明, 该方法能够在存在建模不确定性和外部干扰的情况下, 准确地检测故障, 并实现对故障参数的快速跟踪估计, 验证了算法的鲁棒性和实用性。

关键词: 自适应故障检测; 鲁棒观测器; 乘性故障; LMI; 故障估计

Adaptive Fault Detection and Estimation for a Nonlinear System

LIU Ming

(Department of Electronic Information Engineering, Guizhou Vocational College of Electronic Science and Technology, Gui'an 550003, China)

Abstract: To address the fault detection and estimation of a nonlinear system under complex operating conditions, this paper proposes a fault diagnosis method based on a robust adaptive observer, designs a robust observer based on linear matrix inequality (LMI), simultaneously handling multiplicative faults and external disturbances. An adaptive law is introduced for online estimation of fault parameters, and the Lyapunov stability theory is used to analyze the convergence of the observer, ensuring the robustness of the system under disturbances through LMI constraints. Combined with the dynamic characteristics of residual signals, a fault threshold generation mechanism is presented to achieve rapid detection and isolation of faults. To verify the effectiveness of the method, it is possible to establish a nonlinear model including actuator gain faults and component faults for a single link flexible joint robotic arm. Simulation experiments verify the performance of the proposed algorithm under composite faults, which shows that this method can accurately detect the faults with modeling uncertainty and external interference, and rapidly tracking and estimating fault parameters, verifying the robustness and practicality of the algorithm.

Keywords: adaptive fault detection; robust observer; riding fault; LMI; fault estimation

0 引言

故障诊断在工业中越来越重要, 一直以来受到广大学者的关注^[1-7]。传统故障诊断方法主要有基于数学模型的方法、信号处理与统计分析法、知识驱动方法等。基于数学模型的方法常有状态观测器 (如 Luenberger 观测器)、参数估计 (最小二乘法)、等价空间法等, 其优点是数学严谨, 对线性时不变系统诊断精度高, 但缺点是依赖精确的数学模型, 对非线性、时变系统适应性

差, 模型失配会导致误报等^[2]。信号处理与统计分析方法常有傅里叶变换、小波分析 (检测瞬态故障)、主成分分析 (PCA) 等, 其优点是无需精确模型, 适合处理高频振动、噪声信号, 但是缺点是对复杂非线性耦合特征提取能力有限, 阈值设定依赖经验^[4]。知识驱动方法常有专家系统、模糊逻辑、故障树分析等, 其优点是融入领域专家知识, 适合定性推理, 但缺点是知识库构建成本高, 动态系统泛化性差^[5-7]。传统故障诊断方法多基于线性系统模型, 通过残差生成与阈值比较实现故

收稿日期: 2025-06-29; 修回日期: 2025-08-11。

基金项目: 贵州省科技支撑项目 (黔科合支撑 [2024] 一般 176, 一般 143)。

作者简介: 刘 明 (1984-), 男, 博士, 教授。

引用格式: 刘 明. 一种非线性系统自适应故障检测与估计 [J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(6): 34-41.

障检测,例如基于观测器的方法^[8-13]、滤波器设计^[11-17]等。然而,随着现代工业系统复杂性的不断提升,非线性系统在机床、航空航天、智能制造、机器人等领域的应用日益广泛^[8]。实际系统往往具有强非线性、参数不确定性及多源干扰,线性化假设可能引入较大误差,导致故障检测灵敏度下降甚至误报。大多数实际的控制系统在本质上是是非线性的,或者无法在平衡点进行线性化,在进行故障诊断和识别时,不能忽视非线性特性。同时,非线性系统的状态信息在工程领域和科学研究中都具有重要价值,如航空制导系统、工业过程中的状态反馈控制、电力电子系统控制、飞行轨迹重构、核反应状态提取及飞行目标跟踪等。因此,针对非线性系统的故障检测与估计(FDE, fault detection and estimation)技术成为保障系统安全运行的核心研究方向之一^[4-7]。研究初期,多数非线性系统故障诊断的文献都集中在加性故障。然而,部件故障、执行器故障和传感器故障一般会以乘性故障的形式出现。这种重要故障常常体现系统或过程模型中的参数或结构变化。与仅依赖时间的加性故障相比,乘性故障通常同时依赖于状态和控制输入变量。故障函数与系统的状态和控制输入变量之间的耦合使得乘性故障的检测和估计不同于加性故障。系统在运行过程中可能因部件老化、外部干扰或环境突变等因素发生故障,轻则导致性能下降,重则引发严重安全事故。近年来,针对非线性系统的故障诊断研究逐渐深入,主要方法包括滑模观测器、自适应估计和神经网络等。文献[5]提出了一种针对一类存在乘性故障和未知干扰的非线性系统的鲁棒故障估计方案。目前只进行了故障估计,并没有对存在外部干扰时的故障检测进行讨论。文献[6]针对一类存在乘性故障、建模和测量不确定性影响的利普希茨非线性系统,提出了一种新的自适应鲁棒故障检测和估计方案。虽然文献[5]和[6]都对乘性故障的诊断进行了一些研究,但是这一系列的故障检测与估计都是基于开环系统设计的,并没有考虑控制输入的幅度、频率或形式的影响。文献[7]提出了基于自适应估计的非线性系统故障诊断框架,通过在线更新参数实现对故障的鲁棒估计,研究了一类非线性系统的参数故障检测和估计;但是设计步骤中没有研究故障估计的性能,也没有考虑到不可避免的建模不确定度、外部扰动和测量不确定度的影响。总之,现有方法在处理乘性故障(如执行器增益损失、部件参数突变)时仍面临挑战,尤其是故障与状态/输入的耦合特性易导致残差信号与干扰难以分离,影响诊断精度。此外,现有研究多集中于单一故障场景,对复合故障(如同时发生执行器故障和过程故障)的解耦能力不足,且缺乏对干扰鲁棒性的理论保障。针对上述问题,本文提出了一种自适应观测器的故障诊断方法,能够有效解决

上述问题。进而开发一种能够同时检测和估计乘性故障的鲁棒自适应观测器,实现故障检测和估计。

1 问题描述

考虑一类非线性系统,它由以下微分方程描述:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + \varphi(x, u) + d(x, u, t) + \beta(t-T)f(x, u) \\ y = Cx \end{cases} \quad (1)$$

式中, $x(t) \in \mathbb{R}^n$ 为系统的状态向量; u 为系统的反馈线性化控制输入,是非线性函数, $u = g(x, y_d, t)$; $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^q \times \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^m$; $y \in \mathbb{R}^q$ 为系统的输出, y_d 为系统的期望输出; $\varphi(x, u): \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$, 已知名义模型的动态函数; $d(x, u, t) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^n$ 为未知输入向量(包括系统参数摄动,外界干扰,系统噪声等),不失一般性,假设 $\|d\| \leq \bar{d}$, A 、 B 和 C 是具有适当维数的已知系数矩阵,描述名义系统模型。 $f(x, u): \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$; $\beta(t-T) = \text{diag}[\beta_1(t-T), \beta_2(t-T), \dots, \beta_n(t-T)]$, T 为未知故障发生的时间。不失一般性,只考虑突发故障的情况,对第 i 个故障的时间分布建模如下:

$$\beta_i(t-T) = \begin{cases} 0 & \text{if } t < T \\ 1 & \text{if } t \geq T \end{cases}$$

假设非线性系统式(1)存在部件故障或执行器增益故障。为了便于解释,将非线性系统式(1)重新描述如下:

$$\sum_1 = \begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + \varphi(x, u) + d(x, u, t) + F(x, u)\theta \\ y = Cx \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\theta \in \mathbb{R}^m$ 为未知故障函数,表示故障大小,体现故障的严重程度,并假设有界, $\|\theta\| \leq \bar{\theta}$; $F(x, u) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m$ 为非线性函数,表示故障的函数结构。

假设 1: (A, C) 可观,此外,在故障发生前后,系统状态和控制输入量均是有界的。

假设 2: φ 和 F 在 x 上是 Lipschitz 的,分别具有 Lipschitz 常数矩阵 N_1 和 N_2 ,使得下式成立:

$$\|\varphi(x, u) - \varphi(\hat{x}, u)\| \leq \|N_1(x - \hat{x})\| \quad (3)$$

$$\|F(x, u) - F(\hat{x}, u)\| \leq \|N_2(x - \hat{x})\| \quad (4)$$

2 鲁棒自适应观测器设计

本节将采用自适应观测器来重构具有状态和控制输入混合的乘性故障信号。针对系统 $\sum_1$ 式(2)设计如下非线性观测器:

$$\sum_2 = \begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + \varphi(\hat{x}, u) + F(\hat{x}, u)\hat{\theta} + L(y - \hat{y}) \\ \hat{y} = C\hat{x} \\ \dot{\hat{\theta}} = \mu F^T(\hat{x}, u)H(y - \hat{y}) \\ r = y - \hat{y} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\hat{x}$ 、 $\hat{y}$ 和 $\hat{\theta}$ 分别为状态估计, 输出和故障变量估计; 实数 $\mu > 0$; $\mathbf{L}$ 和 $\mathbf{H}$ 为待设计的矩阵; r 是残差, 用于故障诊断。设状态估计误差为 $\tilde{x} = x - \hat{x}$, 故障估计误差 $\tilde{\theta} = \theta - \hat{\theta}$, 假设故障缓慢变化, 则 $\dot{\theta} = 0$, 所以估计误差的动力学表达式为:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}} &= \mathbf{A}_s \tilde{x} + \varphi(x, u) - \varphi(\hat{x}, u) + d(x, u, t) + \\ &\quad F(x, u)\theta - F(\hat{x}, u)\hat{\theta} \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{A}_s = \mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C}$:

$$\dot{\tilde{\theta}} = -\mu F^T(\hat{x}, u)\mathbf{H}(y - \hat{y}) \quad (7)$$

$$r = \mathbf{C}\tilde{x} \quad (8)$$

这里的目标是通过设计 $\mathbf{L}$ 和 $\mathbf{H}$ 获得一个适当的观测器, 既能够有效地估计 $\hat{\theta}$, 又对干扰 d 不那么敏感。接下来的定理能够满足这个要求。

定理 1: 对于动态系统式 (6) ~ (8), 假设 ($\mathbf{A}$, $\mathbf{C}$) 可观, 如果存在矩阵 $\mathbf{X} = \mathbf{X}^T > 0$, 标量 $\beta > 0$, 使得下式成立:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}^T\mathbf{X} + \mathbf{X}\mathbf{A} - (\mathbf{M}\mathbf{C} + \mathbf{C}^T\mathbf{M}^T) + & \mathbf{X} & \mathbf{X} \\ \mathbf{N}_1^T\mathbf{N}_1 + \theta^{-2}\mathbf{N}_2^T\mathbf{N}_2 + \mathbf{C}^T\mathbf{C} & & \\ * & \beta\mathbf{I} & 0 \\ * & 0 & -0.5\mathbf{I} \end{bmatrix} < 0 \quad (9)$$

$$\mathbf{H}\mathbf{C} = \mathbf{X} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{M} = \mathbf{X}\mathbf{L}$, 则 $\mathbf{L} = \mathbf{X}^{-1}\mathbf{M}$ 。

证明: 选取李雅普诺夫候选函数:

$$V = \tilde{x}^T\mathbf{X}\tilde{x} + \frac{1}{\mu}\tilde{\theta}^T\tilde{\theta} \quad (11)$$

式中, $\mathbf{X} = \mathbf{X}^T > 0$, $\mu > 0$ 。

式 (11) 两边求导得:

$$\dot{V} = \dot{\tilde{x}}^T\mathbf{X}\tilde{x} + \tilde{x}^T\mathbf{X}\dot{\tilde{x}} + \frac{2}{\mu}\tilde{\theta}^T\dot{\tilde{\theta}} = \dot{\tilde{x}}^T\mathbf{X}\tilde{x} + \tilde{x}^T\mathbf{X}\dot{\tilde{x}} - \frac{2}{\mu}\tilde{\theta}^T\dot{\tilde{\theta}} \quad (12)$$

将式 (6) 和式 (7) 代入式 (12), 整理得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \tilde{x}^T(\mathbf{A}_s^T\mathbf{P} + \mathbf{P}\mathbf{A}_s)\tilde{x} + 2\tilde{x}^T\mathbf{P}[\varphi(x, u) - \varphi(\hat{x}, u)] + \\ &\quad 2\tilde{x}^T\mathbf{P}[F(x, u) - F(\hat{x}, u)]\theta + \tilde{x}^T\mathbf{P}d + d^T\mathbf{P}\tilde{x} + \\ &\quad 2[F(\hat{x}, u)\tilde{\theta}]^T\mathbf{P}\tilde{x} - \frac{2}{\mu}\tilde{\theta}^T\dot{\tilde{\theta}} \end{aligned} \quad (13)$$

令:

$$2[F(\hat{x}, u)\tilde{\theta}]^T\mathbf{P}\tilde{x} - \frac{2}{\mu}\tilde{\theta}^T\dot{\tilde{\theta}} = 0 \quad (14)$$

那么:

$$\dot{\tilde{\theta}} = \mu F^T(\hat{x}, u)\mathbf{X}\tilde{x} \quad (15)$$

让 $\mathbf{X} = \mathbf{H}\mathbf{C}$, 则 $\mathbf{H} = \mathbf{X}\mathbf{C}^T(\mathbf{C}\mathbf{C}^T)^{-1}$, 这样, 式 (5)

中的 $\dot{\tilde{\theta}}$ 就被证明了。

根据文献 [6], 式 (3) 进一步得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \tilde{x}^T(\mathbf{A}_s^T\mathbf{X} + \mathbf{X}\mathbf{A}_s)\tilde{x} + \tilde{x}^T(\mathbf{X}\mathbf{X} + \mathbf{N}_1^T\mathbf{N}_1)\tilde{x} + \\ &\quad \tilde{x}^T(\mathbf{X}\mathbf{X} + \theta^2\mathbf{N}_2^T\mathbf{N}_2)\tilde{x} + \tilde{x}^T\mathbf{P}d + d^T\mathbf{P}\tilde{x} = \end{aligned}$$

$$\tilde{x}^T\mathbf{\Omega}\tilde{x} + \tilde{x}^T\mathbf{P}d + d^T\mathbf{P}\tilde{x} \quad (16)$$

式中, $\mathbf{\Omega} = \mathbf{A}_s^T\mathbf{X} + \mathbf{X}\mathbf{A}_s + 2\mathbf{X}\mathbf{X} + \mathbf{N}_1^T\mathbf{N}_1 + \theta^2\mathbf{N}_2^T\mathbf{N}_2$ 。

如果系统要收敛, 则令 $\dot{V} < 0$, 也就是:

$$\tilde{x}^T\mathbf{\Omega}\tilde{x} + \tilde{x}^T\mathbf{X}d + d^T\mathbf{X}\tilde{x} < 0 \quad (17)$$

则随着 $t \rightarrow \infty$, $\tilde{x} \rightarrow 0$, $\tilde{\theta} \rightarrow 0$ 。

当未知干扰存在时, 输出误差应满足 $\|r\| < \sqrt{\beta}\|d\|$,

其中 $\beta > 0$, 也即:

$$r^Tr - \beta d^Td < 0 \quad (18)$$

将式 (17) 和式 (18) 两不等式相加得:

$$\tilde{x}^T\mathbf{\Omega}\tilde{x} + \tilde{x}^T\mathbf{X}d + d^T\mathbf{X}\tilde{x} + r^Tr - \beta d^Td < 0 \quad (19)$$

将式 (8) 代入式 (19) 得:

$$\begin{aligned} &\tilde{x}^T\mathbf{\Omega}\tilde{x} + \tilde{x}^T\mathbf{X}d + d^T\mathbf{X}\tilde{x} + \\ &\tilde{x}^T\mathbf{C}^T\mathbf{C}\tilde{x} - \beta d^Td = \zeta^T\Pi\zeta < 0 \end{aligned} \quad (20)$$

式中,

$$\zeta^T = [\tilde{x}^T, d^T, \tilde{\theta}^T]$$

$$\Pi = \begin{bmatrix} \mathbf{\Omega} + \mathbf{C}^T\mathbf{C} & \mathbf{X} \\ \mathbf{X} & -\beta\mathbf{I} \end{bmatrix} < 0 \quad (21)$$

令 $\mathbf{M} = \mathbf{X}\mathbf{L}$, 则 $\mathbf{L} = \mathbf{X}^{-1}\mathbf{M}$, 通过 Schur 补引理, 式 (21) 等效为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}^T\mathbf{X} + \mathbf{X}\mathbf{A} - (\mathbf{M}\mathbf{C} + \mathbf{C}^T\mathbf{M}^T) + & \mathbf{X} & \mathbf{X} \\ \mathbf{N}_1^T\mathbf{N}_1 + \theta^2\mathbf{N}_2^T\mathbf{N}_2 + \mathbf{C}^T\mathbf{C} & & \\ * & -\beta\mathbf{I} & 0 \\ * & 0 & -0.5\mathbf{I} \end{bmatrix} < 0 \quad (22)$$

因此, 定理 1 得证。

3 故障阈值设计

当 $t < T$ 时, 系统为无故障状态, 此时, $\theta = 0$, $\dot{\theta} = 0$, 由式 (4~16) 可得无故障状态下残差的动力学方程为:

$$\dot{\tilde{x}} = \dot{x} - \dot{\hat{x}} = \mathbf{A}_e\tilde{x} + \varphi(x, u) - \varphi(\hat{x}, u) + d(x, u, t) \quad (23)$$

这里, $\mathbf{A}_e = \mathbf{A} - \mathbf{L}_e\mathbf{C}$ 。根据参考文献 [17]:

$$(\mathbf{A} - \mathbf{L}_e\mathbf{C})^T\mathbf{P} + \mathbf{P}(\mathbf{A} - \mathbf{L}_e\mathbf{C}) + (\gamma + 1)\mathbf{P}\mathbf{P} + \gamma_1^2\mathbf{I} < 0 \quad (24)$$

式中, $\mathbf{P} = \mathbf{P}^T > 0$, $\gamma > 0$ 。令 $\mathbf{M}_e = \mathbf{P}\mathbf{L}_e$, 则 $\mathbf{L}_e = \mathbf{X}^{-1}\mathbf{M}_e$, 通过 Schur 补引理, 式 (24) 等效为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}^T\mathbf{P} + \mathbf{P}\mathbf{A} - (\mathbf{M}_e\mathbf{C} + \mathbf{C}^T\mathbf{M}_e^T) + \gamma_1^2\mathbf{I} & \mathbf{P} \\ \mathbf{P} & -\frac{1}{\gamma+1}\mathbf{I} \end{bmatrix} < 0 \quad (25)$$

对于式 (23), 其解为:

$$\begin{aligned} \tilde{x} &= e^{\mathbf{A}_e t}\tilde{x}(0) + \int_0^t e^{\mathbf{A}_e(t-\tau)}\{\varphi[x(\tau), u(\tau)] - \\ &\quad \varphi[\hat{x}(\tau), u(\tau)] + d[x(\tau), u(\tau), \tau]\}d\tau \end{aligned} \quad (26)$$

那么:

$$\|\tilde{x}\| \leq \|e^{A_t}\| \|\tilde{x}(0)\| + \int_0^t \|e^{A_{t-\tau}}\| \{\|\varphi[x(\tau), u(\tau)] - \varphi[\hat{x}(\tau), u(\tau)]\| + \|d[x(\tau), u(\tau), \tau]\|\} d\tau \quad (27)$$

同时假设 $\tilde{x}(0) = x(0) \leq \varepsilon$, 这样:

$$\|\tilde{x}\| \leq k\varepsilon e^{-\lambda t} + \int_0^t k e^{-\lambda(t-\tau)} (\gamma_1 \|\tilde{x}\| + \bar{\eta}) d\tau = k\varepsilon e^{-\lambda t} + \frac{k}{\lambda} \bar{\eta} (e^{-\lambda t} - 1) + k\gamma_1 e^{-\lambda t} \int_0^t e^{\lambda\tau} \|\tilde{x}\| d\tau \quad (28)$$

上式两边同时乘以 $e^{\lambda t}$, 不等式得:

$$e^{\lambda t} \|\tilde{x}\| \leq k\varepsilon + \frac{k}{\lambda} \bar{\eta} (e^{\lambda t} - 1) + k\gamma_1 \int_0^t e^{\lambda\tau} \|\tilde{x}\| d\tau \quad (29)$$

让: $y(t) = e^{\lambda t} \|\tilde{x}\|$, $g(t) = k\gamma_1$, $k(t) = 1$:

$$\sigma(t) = k\varepsilon + \frac{k}{\lambda} \bar{\eta} (e^{\lambda t} - 1) = k\varepsilon - \frac{k}{\lambda} \bar{\eta} + \frac{k}{\lambda} \bar{\eta} e^{\lambda t} = \sigma_1 + \sigma_2 e^{\lambda t} \quad (30)$$

其中: $\sigma_1 = k\varepsilon - \frac{k}{\lambda} \bar{\eta}$, $\sigma_2 = \frac{k}{\lambda} \bar{\eta} e^{\lambda t}$, 根据文献 [12]

可得:

$$\begin{aligned} y(t) = e^{\lambda t} \|\tilde{x}\| &\leq \sigma(t) + k\gamma_1 \int_0^t \sigma(s) \left[\exp\left(\int_s^t k\gamma_1 d\tau\right) \right] ds = \\ &\sigma(t) + k\gamma_1 \int_0^t \sigma(s) e^{k\gamma_1(t-s)} ds = \sigma(t) + \\ &k\gamma_1 \int_0^t (\sigma_1 + \sigma_2 e^{\lambda s}) e^{k\gamma_1(t-s)} ds = \sigma(t) + k\gamma_1 \sigma_1 e^{k\gamma_1 t} \int_0^t e^{-k\gamma_1 s} ds + \\ &k\gamma_1 \sigma_2 e^{k\gamma_1 t} \int_0^t e^{(\lambda - k\gamma_1)s} ds = \sigma(t) - \sigma_1 e^{k\gamma_1 t} (e^{-k\gamma_1 t} - 1) + \\ &\frac{k\gamma_1 \sigma_2 e^{k\gamma_1 t}}{\lambda - k\gamma_1} [e^{(\lambda - k\gamma_1)t} - 1] \end{aligned} \quad (31)$$

则:

$$\begin{aligned} \|\tilde{x}\| &\leq \sigma(t) e^{-\lambda t} - \sigma_1 e^{k\gamma_1 t} e^{-\lambda t} (e^{-k\gamma_1 t} - 1) + \\ &\frac{k\gamma_1 \sigma_2 e^{k\gamma_1 t}}{\lambda - k\gamma_1} e^{-\lambda t} [e^{(\lambda - k\gamma_1)t} - 1] = \\ &\sigma(t) e^{-\lambda t} - \sigma_1 e^{-\lambda t} + \sigma_1 e^{k\gamma_1 t} e^{-\lambda t} + \frac{k\gamma_1 \sigma_2 e^{-(\lambda - k\gamma_1)t}}{\lambda - k\gamma_1} [e^{(\lambda - k\gamma_1)t} - 1] = \\ &(\sigma_1 + \sigma_2 e^{\lambda t}) e^{-\lambda t} - \sigma_1 e^{-\lambda t} + \sigma_1 e^{-(\lambda - k\gamma_1)t} + \frac{k\gamma_1 \sigma_2}{\lambda - k\gamma_1} - \\ &\frac{k\gamma_1 \sigma_2 e^{-(\lambda - k\gamma_1)t}}{\lambda - k\gamma_1} = \frac{k\bar{\eta}}{\lambda - k\gamma_1} + \left(k\varepsilon - \frac{k\bar{\eta}}{\lambda - k\gamma_1}\right) e^{-(\lambda - k\gamma_1)t} \end{aligned} \quad (32)$$

根据残差阈值的定义:

$$J_{th} = \|J_r(t)\| = \max \left[\int_t^{t+T_1} r^T(t) r(t) dt \right]^{1/2}$$

将式 (8) 和式 (32) 代入整理得:

$$J_{th} = \frac{k\bar{\eta} \|C\|}{\lambda - k\gamma_1} + \left(k\varepsilon - \frac{k\bar{\eta}}{\lambda - k\gamma_1}\right) \|C\| e^{-(\lambda - k\gamma_1)t} \quad (33)$$

4 实验结果与分析

图1为反馈线性化系统的故障检测与估计系统图, 此为一个完整的控制、故障诊断与估计融合通用模式。图中, u_r 为期望输入, e 为跟踪误差, f 为故障函数 $F(x, u)$ 。反馈线性化部分不属于本文讨论的重点, 本文只考虑被控系统、故障诊断和参数估计部分。根据系统的输入(控制律 u) 和输出 y 进行故障诊断。传统的故障诊断, 多数仅考虑被控系统是一个孤立的开环系统, 这里增加了状态 x 反馈更加符合实际情况。通过故障检测, 当有故障发生时, 如遇故障报警则启动参数估计, 实现精确的故障诊断。启动参数估计观测器, 构建能够同时检测和估计乘性故障的鲁棒自适应观测器, 实现故障检测和估计。下面将以工业上常用的单连杆柔性关节机械臂为进行详细的说明与论证。

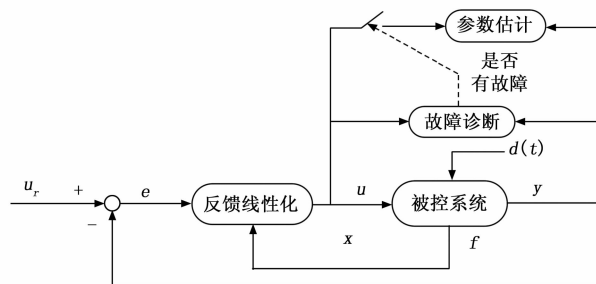


图1 反馈线性化系统的故障检测与估计图

4.1 系统方程

考虑如图2所示的单连杆柔性关节机械臂, 其运动方程为^[6]:

$$\begin{aligned} J_1 \ddot{q}_1 + k_h(q_1 - q_m) + mgl \sin(q_1) &= 0 \\ J_m \ddot{q}_m + F_m \dot{q}_m - k_h(q_1 - q_m) &= k_c u \end{aligned} \quad (34)$$

式中, J_1 和 J_m 分别表示机械臂和电机的转动惯量, q_1 和 q_m 分别表示连杆和电机的转动角度(或角位移), m 是机械臂的等效质量, l 是机械臂的等效质心到连杆回转中心的距离, F_m 电机输出轴阻力系数, k_h 关节弹性系数, k_c 力矩系数, u 为电机的输入转矩, g 为重力加速度。

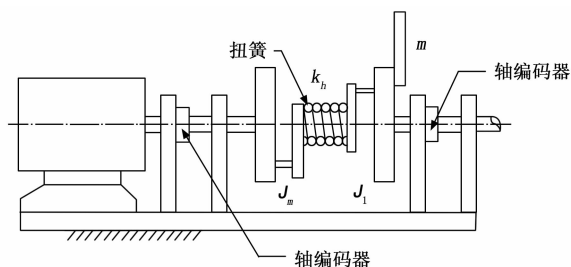


图2 单连杆柔性关节机器人

在状态空间中, 作如下设置:

$$x_1 = q_1, x_2 = \dot{q}_1, x_3 = q_m, x_4 = \dot{q}_m \quad (35)$$

将公式 (34) 写为:

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= \frac{k_h}{J_1}x_3 - \frac{k_h}{J_1}x_1 - \frac{mgh}{J_1}\sin(x_1) \\ \dot{x}_3 &= x_4 \\ \dot{x}_4 &= \frac{k_h}{J_m}x_1 - \frac{k_h}{J_m}x_3 - \frac{F_m}{J_m}x_4 + \frac{k_\tau}{J_m}u\end{aligned}\quad (36)$$

因此, 系统具有 $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}(\mathbf{x})u$ 的形式, 其中两个矢量场为:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -k_h/J_1 & 0 & k_h/J_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ k_h/J_m & 0 & -k_h/J_m & -F_m/J_m \end{bmatrix} \mathbf{x} + \\ &\begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{mgh}{J_1}\sin(x_1) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \frac{k_\tau}{J_m} \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} d_1 \\ 0 \\ 0 \\ d_2 \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (37)$$

其系统参数如表 1 所示。

表 1 系统主要参数^[12]

参数名称	数值
电机转动惯量 $J_m/\text{kg} \cdot \text{m}^2$	0.003 7
连杆转动惯量 $J_1/\text{kg} \cdot \text{m}^2$	0.009 3
机械臂质量 m/kg	0.21
质心离回转中心距离 l/m	0.15
扭簧弹性系数 $k_h/(\text{Nm}/\text{rad})$	0.18
粘滞摩擦系数 $F_m/(\text{Nm}/\text{V})$	0.046
放大器增益 $k_\tau/(\text{Nm}/\text{V})$	0.08

4.2 故障检测与估计

值得注意的是, 上述式 (2) 模型中包含了建模不确定性以及乘性故障的影响。为了验证该方案的有效性, 本节对部件故障和执行器增益故障 (有效性损失) 进行了检测和估计处理。同时, 还研究了该方法对建模和测量不确定性的鲁棒性。此外, 考虑该系统为闭环系统。根据状态方程 (37) 和系统参数表 1, 式 (2) 中:

$$\begin{aligned}\mathbf{A} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -k_h/J_1 & 0 & k_h/J_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ k_h/J_m & 0 & -k_h/J_m & -F_m/J_m \end{bmatrix} = \\ &\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -19.35 & 0 & 19.35 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 48.65 & 0 & -48.65 & -12.43 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{B} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \frac{k_\tau}{J_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 21.62 \end{bmatrix},\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathbf{d}(\mathbf{x}, u, t) &= \begin{bmatrix} 0 \\ d_1 \\ 0 \\ d_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0.1\sin(10\pi t) \\ 0 \\ 0.1\sin(10\pi t) \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}, u) &= \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{mgh}{J_1}\sin(x_1) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ -33.19\sin(x_1) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}\end{aligned}$$

非线性项 $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}, u)$ 是一个具有全局 Lipschitz 常数 $\gamma_1 = 33.19$ 的利普希茨非线性函数。根据式 (3) 的形式, 其松弛的利普希茨矩阵为:

$$\mathbf{N}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ -33.19 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

为计算故障矩阵 $\mathbf{F}(\mathbf{x}, u)$ 相关参数, 做如下假设:

1) 引起电机异常摩擦的过程故障:

粘滞摩擦系数的大小会受到多种因素的影响, 主要包括润滑剂的种类和使用状态、温度的变化、负载的变化。对于确定的润滑剂使用时间过长、质量下降会导致电机粘滞性增加, 从而影响电机的运动性能。温度的变化、温度的升高会导致润滑剂的损耗加快, 从而导致电机粘滞摩擦系数的增加。负载的变化会导致电机扭矩的大小和方向发生变化, 从而影响粘滞摩擦系数的大小。电机输出轴粘性摩擦系数 F_m 发生故障变化, 影响系统的故障功能形式为 $\mathbf{F}_1(\mathbf{x}) = [000 - (F_m/J_m)x_4\theta_1]^T$ 。其中 $\theta_1 \in [0, 1]$ 表示粘性摩擦系数乘性故障参数, 其与状态是乘积关系, $\bar{\theta}_1 = 1$ 。当 $\theta_1 = 0$ 表示无故障, $\theta_1 \neq 0$ 表示有故障。假设 $t = 3\text{ s}$ 时, 粘性摩擦系数 F_m 阻值增加了 12%, 也即 $t \geq 3\text{ s}$ 后, $\theta_1 = 0.12$ 。根据前述分析, 随着设备后期运行, 粘性摩擦系数阻值增加是符合工业实际情况的, 阻值增加设备功耗会增加。

2) 执行器增益故障:

电机在直流工作电压正常时, 放大器增益不足故障的主要原因包括放大管的直流工作电流不正常、放大管本身性能变劣、发射极旁路电容开路或容量变小等。这些故障都会导致放大器的负反馈量增大, 使放大器增益减小。故当电机控制系统执行器增益 k_τ 发生故障后, 考虑执行器增益衰减。其会影响系统的故障功能形式为 $\mathbf{F}_2(u) = [000(k_\tau/J_m)u\theta_2]^T$, 为控制输入 u 与 θ_2 的乘积, $\theta_2 \in [-1, 0]$ 表示执行器增益的乘性故障参数, $\bar{\theta}_2 = 1$ 。当 $\theta_2 = 0$ 表示无故障, $\theta_2 \neq 0$ 表示有故障。假设 $t = 7\text{ s}$ 时, 执行器增益 k_τ 衰减了 12%, 也即 $t \geq 7\text{ s}$ 后, $\theta_2 = -0.12$ 。

综合两种故障, 得到故障的结构形式如下:

$$f(x,u)=\begin{bmatrix}0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -\frac{\mathbf{F}_m}{\mathbf{J}_m}x_4 & \frac{k_z}{\mathbf{J}_m}u\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\theta_1 \\ \theta_2\end{bmatrix}$$

(38)

那么：

$$\mathbf{F}(x,u)-\mathbf{F}(\hat{x},u)=\begin{bmatrix}0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -\frac{\mathbf{F}_m}{\mathbf{J}_m}\tilde{x}_4 & 0\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -\frac{\mathbf{F}_m}{\mathbf{J}_m} & 0\end{bmatrix}\tilde{x}_4$$

(39)

将式 (39) 写成式 (4) 的标准形式， $\gamma_2=\frac{\mathbf{F}_m}{\mathbf{J}_m}=12.43$ ，那么：

$$\mathbf{N}_2=\begin{bmatrix}0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\gamma_2\end{bmatrix}$$

(40)

这样：

$$\mathbf{N}_1^T\mathbf{N}_1=\begin{bmatrix}\gamma_1^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0\end{bmatrix},\mathbf{N}_2^T\mathbf{N}_2=\begin{bmatrix}0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0\end{bmatrix}$$

由定理 1，观测器的相关参数通过 LMI 计算可得：

$$\mathbf{X}=\begin{bmatrix}0.226 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.226 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.226 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.226\end{bmatrix}$$

$$\mathbf{M}=\begin{bmatrix}551.47 & 1.705 & 7.4279 & 5.779 \\ -5.8527 & 0.5649 & 2.1594 & 11.93 \\ -7.4279 & 2.2143 & 0.5649 & -7.05 \\ 5.2143 & -11.93 & -3.7213 & 75.04\end{bmatrix}$$

$$\mathbf{L}=\begin{bmatrix}2440.4 & 7.53 & 2.9 & 25.6 \\ -25.9 & 2.5 & 9.6 & 52.8 \\ 32.9 & 9.8 & 2.5 & -31.2 \\ 23.1 & -52.8 & -16.5 & 332.1\end{bmatrix}$$

故障阈值的相关参数，通过式 (25) 计算的

$$\mathbf{A}_e=\begin{bmatrix}-1144.5 & -89.6 & -0.6 & -25.2 \\ 89.6 & -1144.5 & 14.5 & -1.1 \\ 0.6 & -14.5 & -1144.5 & 25.1 \\ 25.2 & 1.1 & -25.1 & -1144.5\end{bmatrix}$$

首先将 $\mathbf{A}_e$ 进行线性变化成对角矩阵 $\mathbf{\Lambda}$ ，即存在非奇异矩阵 $\mathbf{T}$ ，使得 $\mathbf{\Lambda}=\mathbf{T}^{-1}\mathbf{A}_e\mathbf{T}$ ，则 $\mathbf{A}_e=\mathbf{T}\mathbf{\Lambda}\mathbf{T}^{-1}$ 。对角矩阵 $\mathbf{\Lambda}$ ，假设最大特征值 $\lambda_{\max}$ ：

$$\mathbf{\Lambda}=\begin{bmatrix}\lambda_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_4\end{bmatrix}$$

(41)

那么按照矩阵指数的性质：

$$\mathbf{e}^{\mathbf{A}_e t}=\begin{bmatrix}e^{\lambda_1 t} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & e^{\lambda_2 t} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{\lambda_3 t} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{\lambda_4 t}\end{bmatrix}$$

$$\mathbf{e}^{\mathbf{T}\mathbf{\Lambda}\mathbf{T}^{-1}}=\mathbf{T}\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{T}^{-1}$$

(42)

所以， $\mathbf{e}^{\mathbf{A}_e t}=\mathbf{e}^{\mathbf{T}\mathbf{\Lambda}\mathbf{T}^{-1}}=\mathbf{T}\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{T}^{-1}$ ，这样：

$$\|\mathbf{e}^{\mathbf{A}_e t}\|\leq\|\mathbf{T}\|\|\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}}\|\|\mathbf{T}^{-1}\|=\|\mathbf{T}\|\|\mathbf{T}^{-1}\|\|\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}}\|$$

(43)

又因为，作为对角矩阵 $\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}}$ 的 2 范数， $\|\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}}\|=\bar{\sigma}(\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}})$ ， $\bar{\sigma}(\ast)$ 表示最大奇异值，或者等于其转置共轭矩阵与自身乘积的最大特征值的平方根值，也即：

$$\|\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}}\|=\sqrt{\lambda_{\max}[(\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}})^T\mathbf{e}^{\mathbf{\Lambda}}]}=e^{\text{Re}(\lambda_{\max})t}$$

(44)

因此，由式 (43) 可知：

$$\|\mathbf{e}^{\mathbf{A}_e t}\|\leq\|\mathbf{T}\|\|\mathbf{T}^{-1}\|e^{\text{Re}(\lambda_{\max})t}=ke^{-\lambda t}$$

(45)

式中， $k=\|\mathbf{Q}\|\|\mathbf{Q}^{-1}\|$ ， $\lambda=-\text{Re}(\lambda_{\max})$ 。这样，根据文献 [12] 相关定理，正数 k 和 λ 即可求得。 $\lambda_1=-139.16$ ， $\lambda_2=-5.68+j3.47$ ， $\lambda_3=-5.68-j3.47$ ， $\lambda_4=-4.63$ 。此处 $k=\|\mathbf{Q}\|\|\mathbf{Q}^{-1}\|=1$ ， $\lambda=1144.5$ ， $\gamma_1=33.19$ ， $\bar{\eta}=0.1\frac{k_z}{\mathbf{J}_m}|u|=10.81$ ，则根据式 (33)，得：

$$\|\mathbf{r}\|_{\text{th}}\leq\|\mathbf{C}\|\|\bar{x}\|=\frac{\|\mathbf{C}\|k\bar{\eta}}{\lambda-k\gamma_1}+\|\mathbf{C}\|\left(k\epsilon-\frac{k\bar{\eta}}{\lambda-k\gamma_1}\right)e^{-(\lambda-k\gamma_1)t}=0.0097+0.0903e^{-111.3t}\approx0.01$$

在反馈线性化系统控制律作用，并同时存在扰动 $d_1=d_2=0.1\sin(10\pi t)$ 下，经过仿真，得到的结果如图 3~6 所示。图 3 为控制律，电压幅值控制 $\pm 5\text{ V}$ ，在 3 s 发生 F1 故障时， u 的幅值逐渐增大进行容错，在 7 s 同时发生 F2 故障， u 的幅值增大到上限 5 V 进行容错控制。这样保证了系统状态不受故障的影响，如图 4 所示， $x_1\sim x_4$ 稳定后没有受故障的影响，能满足系统的性能。

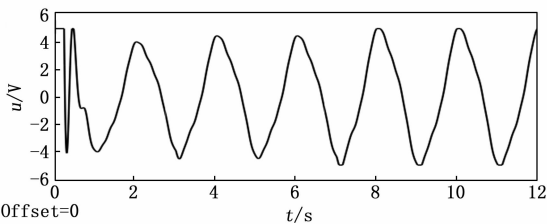


图 3 控制律

图 5 为故障检测图，图中点划线为 $\|\mathbf{r}\|_{\text{th}}$ 随时间变

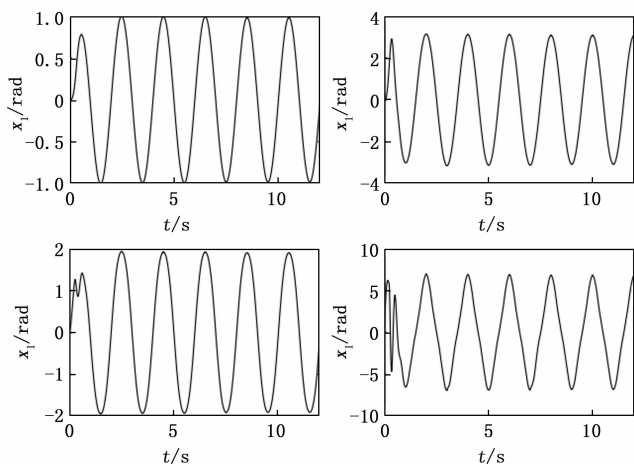


图 4 系统状态图

化图。在极短的时间，曲线就衰减到固定值 0.01。实线为残差线，在 3 s 时和 7 s 时及之后的一段短时间内残差超过阈值线，说明发生了故障。但之后残差又回到阈值线以下，这是系统在闭环控制律下，系统参数发生故障后残差逐渐收敛。从图 5 中仅能看出系统发生故障，开启报警。但是并不能直观对故障定位和判断故障大小。

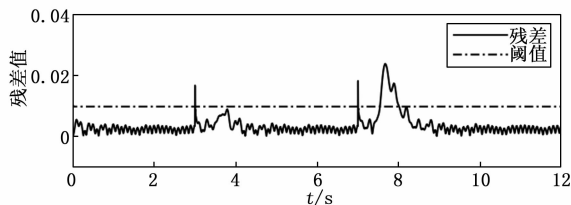
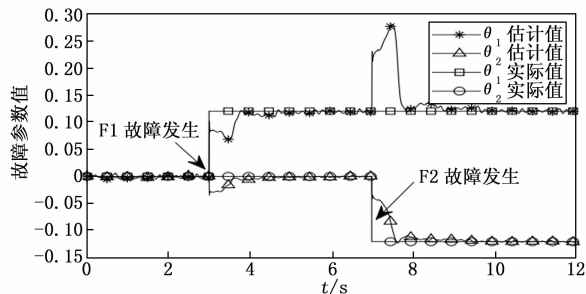


图 5 故障检测图

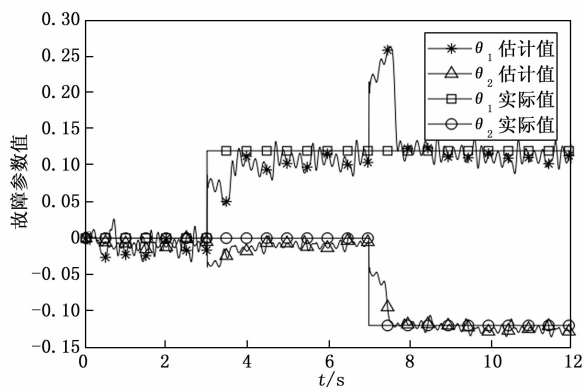
图 6 复合故障参数估计 $d_1=d_2=0.1\sin(10\pi t)$

因此，当发生故障后，还需立刻启动故障估计，如图 6 所示。图中 3 s 时刻发生前述的引起电机异常摩擦的过程故障为 F1 故障，7 s 时刻发生前述的执行器增益故障为 F2 故障。从图 6 中可知，当在 3 s 时刻发生 F1 故障时， θ_1 估计值（实线带 * 标记）能快速响应，很好地跟踪其实际值（实线带 □ 标记）；此刻，对 θ_2 的估计值（实线带 △ 标记）有一定影响，但是很快就回到零附近。在 F1 故障发生后，在 7 s 时刻又发生了 F2 故障，同样 θ_2 估计值能快速响应，很好地跟踪其实际值（实

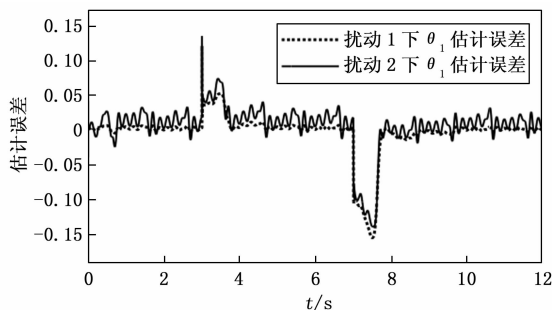
线带 ○ 标记）；这时， θ_1 的估计值突然增大，最大值达到实际值的 2.325 倍，持续 0.86 s 后又回到 0.12 附近。总的来说，该方法能在外部干扰的情况下实现复合故障的解耦。

4.3 故障诊断鲁棒性分析

上述 4.2 节是在扰动 $d_1=d_2=0.1\sin(10\pi t)$ 情况下分析的，本小节将扰动强度提高到 5 倍，频率保持不变，也即 $d_1=d_2=0.5\sin(10\pi t)$ ，其它参数不变。经过仿真得到结果如图 7~9 所示。为了便于描述，将在扰动 $d_1=d_2=0.1\sin(10\pi t)$ 情况下简称为情况 1，将在扰动 $d_1=d_2=0.5\sin(10\pi t)$ 情况下简称为情况 2。图 7 整体变化趋势和图 6 一样，只是估计误差略有加大。

图 7 复合故障参数估计 $d_1=d_2=0.5\sin(10\pi t)$

θ_1 在情况 1 和情况 2 下的估计误差如图 8 所示，从图中也可以明确看到在时间 3 s 和 7 s 处均发生故障，很快就收敛。在情况 1 下， θ_1 的估计误差均值为 -0.004 8，方差为 0.031 8；在情况 2 下， θ_1 的估计误差均值为 0.004 8，方差为 0.033 1。两种情况下，方差增长 4.09%。

图 8 复合故障参数估计 $d_1=d_2=0.5\sin(10\pi t)$

θ_2 在情况 1 和情况 2 下的估计误差如图 9 所示，从图中也可以明确看到在时间 3 s 和 7 s 处均发生故障，很快就收敛。在情况 1 下， θ_2 的估计误差均值为 -0.001 8，方差为 0.015 4；在情况 2 下， θ_2 的估计误差均值为 0.004 7，方差为 0.016 4。两种情况下，方差

增长 6.49%。

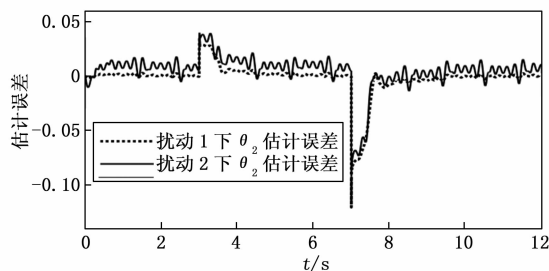


图9 复合故障参数估计 $d_1 = d_2 = 0.5 \sin(10\pi t)$

综上所述，在扰动强度增加到原来五倍情况下，故障估计方差增长在 10% 以内。因此表明本文所设计的观测器具有较强的鲁棒性。

5 结束语

本文针对一类具有乘性故障和外部干扰的非线性系统，提出了一种基于鲁棒自适应观测器的故障检测与估计方法。通过理论分析与实例验证，得出以下结论：

1) LMI 设计的自适应观测器能够有效地重构系统状态与故障参数。李雅普诺夫稳定性分析表明，在满足 Lipschitz 条件和干扰有界的前提下，状态估计误差和故障参数误差均能渐近收敛至零，确保了观测器的全局稳定性。

2) 通过引入动态阈值生成机制，将残差信号与干扰上界关联，显著降低了误报率。仿真实验表明，在电机摩擦系数突变和执行器增益损失的双重故障场景下，残差信号能够快速超过阈值并触发报警，且在闭环控制作用下，残差迅速收敛至稳定范围，验证了阈值设计的合理性。

3) 针对复合故障的解耦问题，通过分离故障函数的结构特性，实现了对故障参数的独立估计。实验结果显示，在故障发生后，故障参数估计值能够快速跟踪真实值。

4) 以单连杆柔性关节机械臂为对象的实例分析表明，本文方法能够有效处理实际系统中的非线性项（如重力矩、关节弹性）和外部干扰，为复杂机电系统的实时故障诊断提供了理论参考。

传统方法在结构化场景中仍具价值，但非线性、高维、动态系统的故障诊断需依赖深度学习与大数据的协同创新。课题组未来的研究将加入人工智能与大数据方法，推进模型与数据融合，完善故障诊断方法。

参考文献：

[1] 楚晓艳，年晓红，刘静静. 基于鲁棒滑模观测器的多电机卷绕系统故障检测和隔离 [J]. 控制理论与应用, 2018, 35 (6): 795-804.

[2] BOSKOVIC J D, BERGSTROM S, MEHRA R K. Ro-

bust integrated flight control design under failures, damage, and state-dependent disturbances [J]. Journal of Guidance Control Dynamics, 2012, 28 (5): 902-917.

[3] PERSIS C D, ISIDORI A. A geometric approach to nonlinear fault detection and isolation [J]. IEEE Trans. Autom. Control, 2001, 46 (6): 853-865.

[4] XU A, ZHANG Q. Nonlinear system fault diagnosis based on adaptive estimation [J]. Automatica, 1994, 40 (7): 1181-1193.

[5] GAO C, DUAN G. Robust adaptive fault estimation for a class of nonlinear systems subject to multiplicative faults [J]. Circuits Systems & Signal Processing, 2012, 31 (6): 2035-2046.

[6] JIANG B, CHOWDHURY F N. Parameter fault detection and estimation of a class of nonlinear systems using observers [J]. Journal of the Franklin Institute, 2005, 342 (7): 725-736.

[7] ZHANG X, POLYCARPOU M M, PARISINI T. Fault diagnosis of a class of nonlinear uncertain systems with Lipschitz nonlinearities using adaptive estimation [J]. Automatica, 2010, 46 (2): 290-299.

[8] MARQUEZ H J. Nonlinear control systems [M]. Hoboken: Wiley-InterScience, 2003.

[9] 吴云凯，胡大海，朱志宇，等. 基于自适应阈值与扩张状态滑模观测器的 AUV 执行机构故障检测与估计 [J]. 控制理论与应用, 2023, 40 (7): 1216-1223.

[10] 陈政权，韩路，侯彦东. 基于自适应迭代学习算法的一类非线性系统故障检测与估计 [J]. 控制理论与应用, 2020, 37 (4): 837-846.

[11] 郭江维，蔡林峰，时培燕，等. 基于自适应观测器的故障检测方法研究 [J]. 计算机仿真, 2014, 31 (2): 136-139.

[12] SEKHAR RAGHAVAN, J. KARL HEDRICK. Observer design for a class of nonlinear systems [J]. International Journal of Control, 1994, 59 (2): 515-528.

[13] 张卓政，姜斌，高志峰，等. 基于自适应技术的近空间飞行器故障估计 [J]. 控制工程, 2010, 17 (s3): 191-194.

[14] 张伟，邱秉钊，高升. 基于 Lipschitz 非线性系统的早期微弱 FDAI [J]. 计算机仿真, 2023, 40 (10): 445-451.

[15] 刘小雍. 自适应区间模型的非线性系统参数故障检测 [J]. 控制工程, 2020, 27 (9): 1626-1635.

[16] 王雪竹，李洪谊，王越超，等. 柔性关节机器人高精度自适应反步法控制 [J]. 信息与控制, 2016, 45 (1): 1-7.

[17] SHAHRIARI K M, SHEIKHOLESLAM F, ASKARI J. Adaptive fault detection and estimation scheme for a class of uncertain nonlinear systems [J]. Nonlinear Dynamics, 2015, 79 (4): 2623-2637.