

多模型传感器故障软闭环容错控制研究*

李 炜¹, 张婧瑜^{1,2}

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050; 2. 兰州石化职业技术学院 电子电气工程系, 兰州 730060)

摘要: 针对一类非线性系统建立精确机理模型困难、且仅用单一模型进行故障检测与容错不甚可靠等问题, 提出一种基于数据驱动的多模型传感器故障软闭环容错控制方法, 并对非线性系统中卡死、恒增益、恒偏差等常见传感器故障进行了研究。首先采用历史数据建立了系统的 RBF 神经网络、最小二乘支持向量机和核部分最小二乘三种预测模型, 并基于序贯概率比检验算法同时以多个模型产生的残差对传感器进行故障检测; 当检测出传感器发生故障时, 则用系统多个预测模型的融合值代替传感器的输出, 从而以软闭环方式实现对传感器故障的容错控制。最后将所提出的方法应用于二阶水箱液位控制系统, 实验结果表明多残差与序贯概率比检验算法的结合能够可靠诊断传感器故障, 多预测值优化融合的软闭环可对传感器故障实现安全、高性能容错。

关键词: 传感器故障检测; 多模型; 序贯概率比检验; 软闭环容错控制; 数据融合

中图分类号: TP273.5; TP212.1 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2015)02-0447-04
doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2015.02.028

Study of multi-model soft close-loop fault-tolerant control with sensor faults

LI Wei¹, ZHANG Jing-yu^{1,2}

(1. College of Electrical & Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 2. Dept. of Electrical & Electronic Engineering, Lanzhou Petrochemical College of Vocational Technology, Lanzhou 730060, China)

Abstract: There were some problems in domain of fault detection of sensor and fault-tolerant control, such as difficult establishment of a precise mechanism model for a type of nonlinear system and the unreliability of the fault detection and fault tolerance with a single model. In order to solve those problems, this paper proposed a fault-tolerant control approach of multi-model soft close-loop with sensor faults based on the data-driven, and studied the stuck fault, constant gain fault and constant deviation fault in nonlinear system. Firstly, this approach established three type prediction models of RBF neural network, least square support vector machine and kernel partial least squares for the system with historical data. The residual errors generated by the multi-model could detect the sensor fault based on the SPRT (sequential probability ratio test) algorithm. Secondly, it used the fusion values of the multi-predictive-models for the system instead of the output of the sensor when a sensor fault was detected, thus the approach of soft close-loop achieved the goal of fault-tolerant control of sensor faults for the system. And finally, the experiment applied the proposed method into the one-order tank liquid level control system. The experimental results show that sensor fault diagnosis becomes more reliable based on integration of multiple residual errors and SPRT, and the approach of soft close-loop with optimized fusion of multiple predictive values can possess high safety and performance of fault-tolerant.

Key words: fault detection of sensor; multi-model; SPRT; soft close-loop fault-tolerant control; data fusion

0 引言

随着现代控制系统复杂程度的提高, 需要大量传感器提供过程运行数据, 以保证系统能够正常工作, 因此传感器堪称控制系统的眼睛。但是, 由于其常常工作在高温、高压、潮湿、粉尘等恶劣的环境下, 容易出现各种故障。如果故障发生在一个反馈控制系统中, 故障传感器传来的反馈信号不仅会迅速传播, 而且会导致系统性能下降, 甚至使其无法正常工作。早期常以硬件冗余方法应对传感器故障, 确保系统安全工作。但这种方法投资高, 系统复杂性增加, 工程实现较困难。近年来基于动态冗余的方法, 因投资低、易于实现受到了业界的广泛关注。

对于传感器故障容错的关键之一是对其故障的快速、可靠

检测。目前, 故障检测方法主要分为基于机理模型的方法和基于数据驱动的方法两类^[1]。基于机理模型的方法充分利用了系统的内部信息, 技术较为成熟, 能够有效诊断传感器故障。但此类方法的研究主要针对线性系统或非线性系统在工作点附近的线性化模型^[2,3], 且需高精度的机理模型。随着信息科学技术的迅速发展, 工业设备和生产过程规模变大且复杂化, 大都具有一定的非线性, 很难建立精确的机理模型。同时生产过程每天都产生着大量过程数据, 如何有效地利用这些数据实现生产过程和设备的建模、控制、故障诊断, 成为人们关注的热点^[4]。文献[5]针对非线性系统难以建立精确机理模型, 采用 RBF 神经网络观测器对飞控系统的作动器进行故障诊断; 文献[6]通过建立系统的支持向量机预测模型进行传感器故障

收稿日期: 2014-01-09; 修回日期: 2014-02-23 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61364011); 甘肃省自然科学基金资助项目(212RJZA002)

作者简介: 李炜(1963-), 女, 陕西西安人, 教授, 博导, 主要研究方向为动态系统的故障诊断与容错控制等; 张婧瑜(1986-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断与容错控制(yu03-3@163.com)。

的在线检测;文献[7]采用核主元分析法对异步电机转子和轴承故障进行检测。此类故障检测算法仅依据系统历史及当前数据,且能确保故障检测的可靠性和实时性。

尽管基于数据驱动的方法对复杂非线性系统建模及传感器故障诊断具有较好的适用性,但大多都是针对开环系统设计的。对于闭环控制系统,传感器一旦发生故障,则会迅速通过反馈通道传播到操纵变量,并干扰其他过程变量^[8]。因此如果依旧采用基于开环的方法,忽略故障传播对系统产生的恶果,则有可能影响生产。因此,近期有学者开始在闭环情形下研究传感器故障检测与容错的集成。文献[9]基于数据驱动技术,对某炼油工艺中质量分析仪表故障设计了基于线性、非线性等多个预测模型进行故障检测与容错的控制,但故障发生后的容错仅采用单一模型预测输出构建的闭环系统性能会过分依赖此模型的精度。文献[10]针对某涡扇发动系统的传感器故障,通过建立对象的解析模型,并与实际输出比较获取残差进行故障检测,进而以此模型重构故障传感器的输出进行容错控制,但所建模型是在工作点附近线性化后的单一机理模型。

因此,本文针对一类非线性系统中卡死、恒增益、恒偏差三种常见传感器故障,基于数据驱动技术提出了一种多模型故障检测及软闭环容错控制方法。

1 传感器故障软闭环容错控制

1.1 容错控制方案

传统控制思想认为,闭环系统对小故障具有一定的抑制能力,因此对微小故障或忽略,或通过反馈抑制^[11]。实际上传感器一旦发生故障,就会迅速在系统中蔓延,使系统无法按照期望的性能工作。考虑非线性系统建立机理模型困难,以及采用单一模型产生的残差进行故障检测易受建模误差影响等问题,本文针对一类非线性系统的传感器故障提出一种基于数据驱动技术的多模型故障检测与软闭环容错控制方案。其结构框图如图1所示,主要包括系统多个预测模型、故障检测与判决机制及软闭环容错切换机制三个模块。

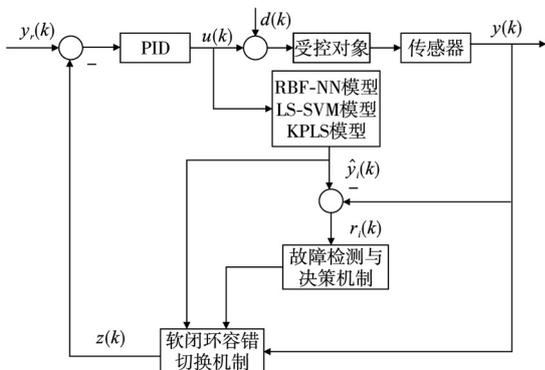


图1 软闭环容错控制结构图

图中 $y_r(k)$ 为系统的期望输出, $y(k)$ 为传感器实际测量输出, $u(k)$ 为控制器的输出, $z(k)$ 为经软闭环切换后的系统反馈信号, $\hat{y}_i(k)$ 、 $r_i(k)$ ($i=1, 2, 3$) 分别为 RBF 神经网络 (radial basis function neural network, RBF-NN)、最小二乘支持向量机 (least square support vector machine, LS-SVM) 和核部分最小二乘 (kernel partial least square, KPLS) 三种模型在 k 时刻的预测输出及与实际输出产生的残差。

上述容错控制方案的工作过程分为两个阶段,即传感器故障检测与判决和软闭环切换容错,分别由前述三个模块配合完成。第一阶段,故障检测与判决机制根据系统多个模型预测输出与传感器实际输出之差获得多路残差信号 $r_i(k)$,并基于序贯概率比检验算法同时进行故障检测,当两路或两路以上残差信号被检测到发生故障,判决传感器发生故障,从而以多个残差与序贯概率比检验的结合确保故障检测的高可靠性。第二阶段,软闭环切换机制取超限残差信号对应的模型预测输出加权融合后,切换代替故障传感器的输出作为反馈信号 $z(k)$ 送至控制器,保证系统具有更高的软传感器测量精度与更可靠的容错冗余性能。待系统恢复正常后,再将 $y(k)$ 作为反馈信号 $z(k)$ 送至控制器。

1.2 数据驱动多模型传感器故障检测与判决机制

1.2.1 多模型的建立

在数据驱动多模型故障检测与判决机制中,模型的精确建立是故障检测的基础。现今很多故障检测算法均采用单一模型,产生一路残差信号进行故障检测。而实际系统中由于建模误差、外部干扰等不确定性因素的影响,仅用单一模型进行故障检测,由于诊断信息的不确定,会造成检测结果不尽可靠^[12]。本文采用多模型融合算法,由多个预测模型与实际传感器输出分别构成多路残差信号同时进行故障检测,以提高系统的整体性能和故障检测结果的可靠性。

RBF 神经网络非线性逼近能力强、不存在局部极小、学习速度快^[13];LS-SVM 所需样本少、模型泛化能力强,具有全局最优解^[14];KPLS 算法简单、运算量小,且由于核函数的引入提高了处理非线性问题的能力^[15]。本文分别建立被诊断对象的 RBF-NN、LS-SVM 和 KPLS 三种非线性预测模型进行故障诊断,再将各个模型的估计值融合优化后进行容错控制。由于选取不同性质的三种预测模型,使得在任何数据段总有子模型的预测精度较高,从而提高了多模型的融合精度。

假设被控对象是一个多输入单输出 (MISO) 的非线性系统,数据序列为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_{n1})^T$, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_{n1})^T$, n_1 为训练样本集的样本数,其中 $X_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kp})^T$, $k = 1, 2, \dots, n_1$; P 为输入变量个数。测试样本集 $XC = (xc_1, xc_2, \dots, xc_{n2})^T$, $YC = (yc_1, yc_2, \dots, yc_{n2})^T$ 用于模型验证, n_2 表示测试样本集的样本数。建模步骤如下:

a) 采用训练集样本分别建立系统的 RBF-NN、LS-SVM 和 KPLS 三种预测模型,其中:

RBF-NN 模型为

$$\hat{y}_1(k) = f(\sum_{i=1}^p w_i x_{ki} - c) \tag{1}$$

LS-SVM 模型为

$$\hat{y}_2(k) = \sum_{i=1}^p \partial_i K(x, x_{ki}) + b \tag{2}$$

KPLS 模型为

$$\hat{y}_3(k) = K_c U (T^T K U)^{-1} T^T y(k) \tag{3}$$

其中: $X_{ki} = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kp})^T$ 是 k 时刻的输入向量; w_i 是权系数; c, b 为常数; U, T 为输入向量的特征向量; LS-SVM 及 KPLS 模型的核函数 $K(x, x_i)$ 取

$$K(x, x_i) = \exp(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}) \tag{4}$$

b) 用测试集 XC 测试所建模型的预测输出,根据式(5)

(6) 计算其均方根误差 RMSE 和最大绝对误差 MAXE。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_2} \sum_{k=1}^{n_2} (\hat{y}_i(k) - y(k))^2} \quad (5)$$

$$MAXE = \max_{k=1}^{n_2} \{ |\hat{y}_i(k) - y(k)| \} \quad (6)$$

1.2.2 残差生成与故障检测

基于残差信号进行传感器故障检测时,首先利用多个模型预测输出与实际测量输出进行比较,获取多路残差信号 $r_i(k)$ 。理想情况下,没有建模误差和扰动等不确定因素影响, $r_i(k)$ 是一个零均值的白噪声序列;当传感器发生故障,残差均值会发生变化,不再为零。考虑单样本进行故障检测可靠性较低,滑动数据窗太多样本检验会产生较大时延,本文采用序贯概率比检验(sequential probability ratio test, SPRT)方法,此法不预先规定观测样本群的数目,而是在检验过程中不断增加数据,待预定的漏报率和误报率都达到要求时停止检验^[16],在确保低误报、漏报率的前提下,能够可靠检测且所需样本最少。故障检测与判决机制结构图如图 2 所示。

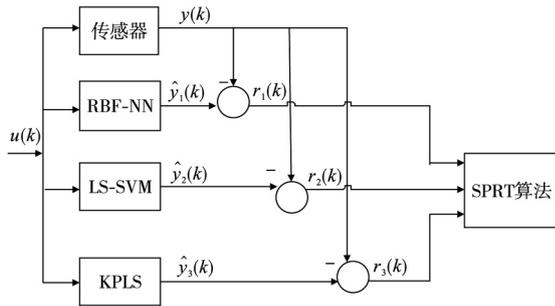


图2 多模型传感器故障检测与判决机制结构图

$\hat{y}_i(k)$ 为式(1)~(3)获得的系统预测模型输出,与物理传感器在 k 时刻的实际输出 $y(k)$ 分别产生三路残差信号 $r_i(k) = \hat{y}_i(k) - y(k)$ 。

由于三路残差信号 $r_i(k)$ 采用 SPRT 算法判断的原理相同,为描述方便,这里略去残差下标 i ,以一路残差信号 $r(k)$ 为例,其原理如下:假设 m 维残差序列 $r = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_m]^T$ 服从正态分布 $N_m(\theta, \sigma)$,其概率分布密度为

$$f(r|\theta) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |\sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(r-\theta)^T \sigma^{-1}(r-\theta)\right] \quad (7)$$

考虑如下假设检验模型:

$H_0: r_m \sim N_m(0, I)$ 系统正常;

$H_1: r_m \sim N_m(\theta_0, I)$ $\theta_0 \neq 0$ 系统故障。

建立 k 时刻的对数似然概率比判决函数为

$$\lambda(k) = \sum_{j=1}^k \ln \frac{f(r(j)|\theta_0)}{f(r(j)|\theta)} = \sum_{j=1}^k r(j)^T \theta_0 - \frac{k}{2} \theta_0^T \theta_0 \quad (8)$$

由式(8)可推导出判决函数 λ 的递推公式为

$$\lambda(k) = \lambda(k-1) + r(k)^T \theta_0 - \frac{1}{2} \theta_0^T \theta_0 \quad (9)$$

令 P_F 表示允许的误报警概率,即 H_0 成立反而被否定的概率; P_M 表示允许的漏报警概率,即 H_1 成立反而接收 H_0 的概率。SPRT 检验门限为

$$T(H_0) = \frac{P_M}{1-P_F}, T(H_1) = \frac{1-P_M}{P_F} \quad (10)$$

确定判决函数 λ 和检验门限值 $\ln T(H_0)$ 、 $\ln T(H_1)$ 后,根据如下规则作出判决: $\lambda(k) \leq \ln T(H_0)$ 接受 H_0 , k 时刻之前系统正常; $\lambda(k) \geq \ln T(H_1)$ 接受 H_1 , k 时刻系统发生故障; $\ln T(H_0) < \lambda(k) < \ln T(H_1)$ 增加样本继续检验。

对数似然比 λ 在递推过程中,当 H_0 为真时会附加一项负值,当 H_1 为真时附加一项正值,这样 λ 可能为负。当故障发生时,必须积累一段正值项,才能使 λ 变正而达到门限值 $\ln T(H_1)$,造成检测延迟。为了消除检测延迟,需用补偿方法对式(9)所表示的判决函数 λ 进行修正^[17],修正后的判决函数为

$$\lambda^*(k) = \begin{cases} \lambda(k) & \lambda(k) \geq 0 \\ 0 & \lambda(k) < 0 \end{cases} \quad (11)$$

监控 $\lambda^*(k)$ 的变化,若 $\lambda^*(k) \geq \ln T(H_1)$,认为传感器发生故障。对多模型预测下的多路残差信号 $r_i(k)$ 同时进行 SPRT 检验。为确保故障检测的可靠性,这里采用 3 决 2 的判决原则,即当两路或两路以上残差信号同时被检测到发生故障,则判定传感器发生故障。

1.3 反馈切换与软闭环容错控制

当故障检测与判决机制判断出传感器发生故障后,首先应屏蔽故障传感器的信号,其次用软传感器预测输出代替实际传感器输出实现软闭环反馈控制;待故障排除,再将实际传感器的输出恢复为反馈信号送至闭环控制系统。因此,可靠且高精度的传感器输出预测值获取是安全、高性能容错的关键。

这里采用多路预测加权融合的方法,即对三路残差信号 $r_i(k)$ 中两路或两路以上检测到传感器已发生故障的对应模型预测输出 $\hat{y}_i(k)$ 加权融合后作为软闭环反馈信号。软闭环反馈信号可表述为

$$z(k) = \sum_{i=1}^N (a_i \hat{y}_i(k)) \quad (12)$$

其中: N 可以为 2 或 3,表示有两路或三路残差信号越限; $\hat{y}_i(k)$ 表示第 i 路已检测到故障的对应系统模型预测输出; a_i 表示第 i 种模型预测输出对应的权系数,该系数可利用二次函数优化确定。

2 仿真研究

2.1 模型建立

这里以德国 FESTO 公司过程控制系统实验装置的液位控制单元作为实验对象。该液位控制系统受到水泵震动、各环节的非线性特性及网络传输时延、外部干扰等不确定因素的影响,系统具有一定的时滞、非线性特性。这里采用 1.2.1 节中基于数据的方法建立系统预测模型。

水箱液位高度作为预测的目标变量,数据通过 s7-300 采集后,可基于 OPC 技术直接在 MATLAB 中读取。目标变量预测值和输入变量之间的关系可由下式描述:

$$y(k) = f(u(k), y(k-1)) \quad (13)$$

首先,选取液位高度 $H = 100$ mm 为稳态工作点,待系统稳定后加入 10% 的阶跃信号,采集液位变化量和电动调节阀的开度信号(采样周期 $T_s = 0.5$ s),进行预处理后以 1200 组数据作为训练集,188 组数据作为测试集,分别建立系统的 RBF-NN、LS-SVM 和 KPLS 三种预测模型。其中, RBF-NN 结构为 $3 \times 10 \times 1$ 、训练目标为 1×10^{-12} ; LS-SVM 和 KPLS 均采用 RBF 核函数 $b = 0.0103$ 、 $\alpha = 97$ 、 $\sigma = 4.5$ 。经测试样本集测试后,图 3 与表 1 给出了三种模型的预测效果及精度评价结果。

从图 3 和表 1 可以看出,三种预测模型均有较好的预测精度,能够满足水箱液位的测量精度要求,而 KPLS 的预测效果更优。

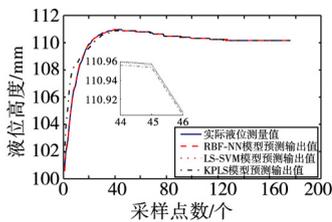


图3 三种预测模型比较

表 1 不同模型下的预测精度评价

模型类型	性能指标	
	MAXE	RMSE
RBF-NN	7.6438×10^{-5}	0.003 6
LS-SVM	9.4098×10^{-6}	0.002 1
KPLS	2.9836×10^{-6}	0.001 3

2.2 多模型传感器故障检测与软闭环容错控制

2.2.1 传感器故障描述

在闭环控制系统中,传感器故障作为输出型故障,常见的几种故障具体表现如表 2 所示。

表 2 传感器故障类型

故障类型	故障描述	
	数学表达式	施加仿真信号
f_1 : 卡死	$y(k) = A$	恒定阶跃信号
f_2 : 恒增益	$y(k) = \beta y(k)$	斜坡信号
f_3 : 恒偏差	$y(k) = \bar{y}(k) + \Delta\zeta$	恒定阶跃信号

其中: $y(k)$ 表示故障情况下传感器的实际输出; $\bar{y}(k)$ 表示正常情况下传感器的实际输出; A 、 $\Delta\zeta$ 为恒定的常数; β 是一个比例系数。

2.2.2 传感器故障检测与软闭环容错控制仿真

为验证本文所述方法能够快速可靠地检测传感器故障,且在故障发生后具有一定的容错能力,以下分别针对表 2 中的卡死、恒增益、恒偏差三种传感器易发故障,在 MATLAB R2010b 环境下进行仿真研究。文中控制器采用常规 PID 控制算法,参数优化整定结果为 $K_p = 5$ $K_I = 0.034$ 。

1) 不同故障情形下故障检测与判决

针对前述三种不同传感器故障,分别获取三路残差信号 $r_i(k)$,基于 SPRT 算法同时进行故障检测。取误报率 $P_F = 0.1$ 、漏报率 $P_M = 0.1$,则统计量 $\lambda^*(k)$ 的故障检测阈值 $\ln T(H_1) = 2.197$ 。由实际响应曲线图 3 可知,系统加入阶跃信号后上升时间约为 25 s,期间为输入突变阶段,较难确保故障诊断的可靠性,不宜进行故障诊断。假设系统此阶段运行正常,暂不启动故障检测与判决机制,在 25 s 后再启动。

实验中设计在 $t=0$ 时刻对系统施加 100 mm 的阶跃输入,并在第 160 个样本点 ($t=80$ s) 处发生故障,在第 318 个样本点 ($t=159$ s) 处排除故障系统恢复正常。不同故障下的残差均值如表 3 所示,残差曲线和故障检测与判决指示如图 4~6 所示。

由图 4~6 及表 3 可以看出,系统刚启动时,因施加阶跃输入信号虽有较大残差,但在前 25 s 内未启动故障检测与判决机制,因而故障指示此间传感器并未发生故障;待系统稳定运行后,在第 160 个样本点处对于卡死(图 4)、恒增益(图 5)、恒偏差(图 6)三种故障,残差信号的均值均发生相应变化,SPRT 统计量 $\lambda^*(k)$ 也超过故障检验门限值 $\ln T(H_1)$,而且三路残差信号均检测到故障,判决传感器发生故障,输出故障指示量 5;在第 318 个样本点处系统恢复正常,残差均值接近为 0, $\lambda^*(k)$ 低于故障检验门限值,则认为传感器没有发生故障,输

出故障指示量 0。

表 3 不同故障情形下的残差均值

模式	模型类型	均值	模式	模型类型	均值
正常	RBF-NN	-0.003 2	恒增益	RBF-NN	100.217 6
	LS-SVM	-0.002 5		LS-SVM	100.213 3
	KPLS	-0.084 8		KPLS	100.132 3
卡死	RBF-NN	9.784 3	恒偏差	RBF-NN	0.501 9
	LS-SVM	9.780 6		LS-SVM	0.498 2
	KPLS	9.697 1		KPLS	0.414 7

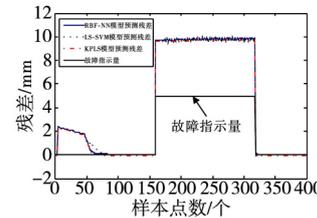


图4 卡死故障残差与故障检测图($A=10$)

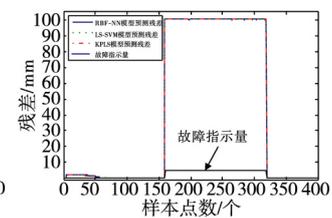


图5 恒增益故障残差与故障检测图($\beta=2$)

由此可知,本文设计的数据驱动多模型传感器故障检测与判决机制,可安全、及时、可靠地检测并判决传感器的各类故障。

2) 不同故障情形下软闭环容错效果验证

为验证软闭环容错控制方案的有效性,针对图 4~6 中三类传感器故障,当故障检测与判决机制指示传感器发生故障时,取超限残差信号对应的模型预测输出加权融合后进行软闭环容错控制。三种预测模型优化后的权系数分别为 $a_1 = 0.2496$ $a_2 = 0.4167$ $a_3 = 0.3333$,软闭环容错控制效果如图 7~9 所示。由图 7~9 可以看出,针对前述三种传感器故障,当故障检测与判决机制在第 160 个样本点处指示传感器发生故障时,物理传感器输出已偏离实际系统的输出,但借助于软闭环切换将三路超限残差信号对应系统模型的预测输出加权融合值 $z(k)$ 作为系统反馈信号,在原 PID 控制器作用下系统输出仍保持在 100 ± 0.2 mm,且无明显切换抖动;在第 318 个样本点处故障排除,系统恢复正常,又将传感器的实际输出切换至系统反馈信号送至控制器。

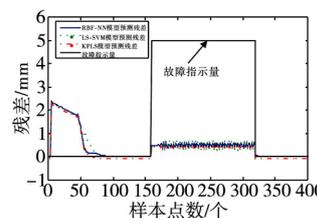


图6 恒偏差故障残差与故障检测图($\Delta\zeta=0.5$)

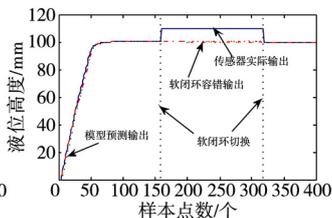


图7 卡死故障下软闭环容错效果验证

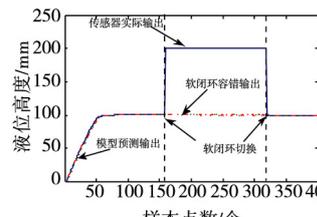


图8 恒增益故障下软闭环容错效果验证

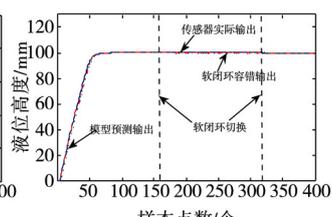


图9 恒偏差故障软闭环容错效果验证

由此可见,通过文中快速、可靠的软闭环切换,无论传感器是否发生故障,系统均可以按照期望的性能运行,防止由于故障在闭环系统中传播使系统性能下降,确保闭环控制系统长期稳定地安全运行。特别是由于采用多个模型的预测值融合作为反馈信号进行软闭环容错,使得容错性能得到了保证。

(下转第 460 页)

利性越来越强时,参与协同采购成功联盟的采购越来越少。采购企业自利性逐渐增强意味着企业渴望独立发展和追求自身利益的欲望越来越强烈,然而加入协同采购联盟限制了其对自身利益追求的能力发展。基于此,企业协同采购的意愿将越来越低。

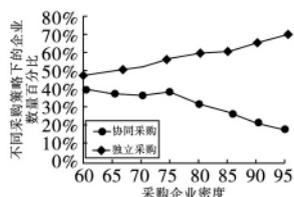


图4 采购企业密度增加时不同采购策略下的企业数量百分比

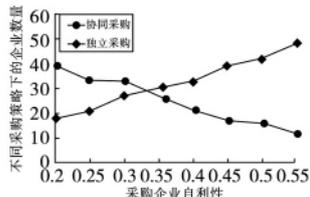


图5 企业自利性增加时不同采购策略下的企业数量

4 结束语

本文采用计算实验方法模拟协同采购的形成过程,重点研究了市场需求、采购企业密度、采购企业自利性这三个因素对企业协同采购策略选择的影响。实验结果表明,随着市场需求的逐渐增加,企业选择协同采购策略的意愿逐渐降低,当市场需求增加到一定临界值时,系统达到稳定状态,采购企业的协同采购策略变化的频率很低;随着市场需求波动程度的增强,企业选择协同采购策略的意愿逐渐增加,且波动程度越强,企业选择协同采购策略的时间越早。随着采购企业密度的逐渐增加,越来越多的采购企业选择协同采购策略。随着采购企业自利性的增加,越来越多的企业放弃协同采购策略。其实验结果对集群式供应链的管理具有一定的借鉴意义。

(上接第 450 页)

3 结束语

本文针对一类非线性系统中卡死、恒增益、恒偏差三种常见传感器故障,综合考虑了非线性系统较难建立精确机理模型,且仅用单一模型进行故障检测与容错不甚可靠等问题,研究了一种数据驱动多模型传感器故障检测与软闭环容错控制方法。首先基于历史数据建立了系统的多个非线性预测模型,并由此与实际传感器输出产生多路残差信号,进而采用 SPRT 算法进行故障检测与 3 决 2 判决,确保了故障检测的可靠性;当检测到传感器发生故障时,设计了以系统多个模型预测值的优化融合代替物理传感器的输出形成软闭环的容错控制系统,防止了故障在闭环系统中传播。最后将所提出的方法应用于 PCS 液位控制系统中,实验结果表明多残差与 SPRT 的结合能够可靠检测传感器故障,而故障期间多预测值优化融合对故障传感器输出的取代又实现了故障的安全、高性能容错。

参考文献:

[1] 周东华,胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 748-752.
 [2] WEI Xiu-kun, VERHAEGEN M, Van ENGELEN T. Sensor fault detection and isolation for wind turbines based on subspace identification and Kalman filter techniques [J]. Adaptive Control and Signal Processing 2010 24(8): 687-707.
 [3] MID E C. Application of model based sensor fault tolerant control system[C]//Proc of IEEE International Conference on Control System. 2011: 150-155.
 [4] 侯忠生,徐建新. 数据驱动控制理论及方法的回顾和展望[J]. 自

参考文献:

[1] 黎继子,刘春玲,常亚平,等. 集群式供应链组织续衍与物流园区发展的耦合分析——以苏州 IT 产业集群为例[J]. 中国软科学, 2006, 16(1): 108-116.
 [2] 蒋建华,邱建林. 战略采购影响因素的理论分析与实证研究[J]. 经济论坛, 2006(18): 55-58.
 [3] 汪漩,仲伟俊,梅妹娥. 电子商务环境下合作采购效益分析[J]. 中国管理科学, 2005, 13(8): 56-62.
 [4] MEDLIN C J, AURIFEILLE J M, QUESTER P G. A collaborative interest model of relational coordination and empirical results [J]. Journal of Business Research 2005 (58): 214-222.
 [5] 张军. 计算实验在社会科学中的作用[J]. 实验室研究与探索, 2009, 28(6): 75-78, 90.
 [6] 李迁,丁翔. 基于计算实验的供应链联盟形成机制研究[J]. 管理学报, 2013, 10(7): 1060-1064.
 [7] 李真,孟庆峰,盛昭瀚. 考虑公平关切的工期优化收益共享谈判[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(1): 82-91.
 [8] 王杨. 基于 ACF 的集群式供应链复杂性分析方法研究[D]. 焦作: 河南理工大学, 2013.
 [9] 张维勇,梅勃,钱军,等. 基于多智能代理的供应链仿真模型的构建[J]. 计算机应用, 2007, 27(S1): 99-101.
 [10] 舒彤. 供应链协同的供应商选择与销售预测[D]. 长沙: 湖南大学, 2008.
 [11] 徐航天. 企业密度、集聚效应与选择效应——以我国纺织业为例[J]. 技术经济, 2011, 30(9): 58-63.
 [12] 方美琪,张树人. 复杂系统建模与仿真[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2011.
 [13] 徐国志. 系统科学[M]. 上海: 上海科技教育出版社, 2000.
 [14] CAMERER C, HO H. Experience-weighted attraction learning in normal form games [J]. Econometrica, 1999(67): 837-874.

动化学报, 2009, 35(6): 650-661.

[5] 宋玉琴,章卫国. 基于 RBF 神经网络观测器飞控系统故障诊断[J]. 计算机仿真, 2010, 27(3): 1005-1008.
 [6] YU Yao-jun. The research on sensor fault diagnosis based on the SVM prediction model [C]//Proc of Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference. 2011: 990-992.
 [7] 李学军,李平,蒋玲莉. 基于异类信息特征融合的异步电机故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 227-233.
 [8] WAN Yi-ming, YE Hao. Data-driven diagnosis of sensor precision degradation in the presence of control [J]. Journal of Process Control, 2012, 22(1): 26-40.
 [9] SOURANDER M, VERMASVUORI M, SAUTER D. Fault tolerant control for a dearomatisation process [J]. Journal of Process Control, 2009, 19(7): 1091-1102.
 [10] 李述清,张胜修,刘毅男. 基于平衡流形展开模型的涡扇发动机传感器容错控制[J]. 弹箭与制导学报, 2011, 31(2): 136-138.
 [11] 李尔国,俞金寿. 一种基于 RBF 神经网络的传感器故障诊断方法[J]. 华东理工大学学报, 2002, 28(6): 640-643.
 [12] 徐晓滨,文成林,蒋海娜. 基于随机集理论的并发故障诊断信息融合方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(2): 334-339.
 [13] 李炜,刘全银,王凯东. 基于混合粒子群优化的异类多模型软测量方法研究与应用[J]. 化工自动化及仪表, 2009, 36(2): 6-10.
 [14] 史岩,李小民,连光耀. 基于在线增量小波 LS-SVM 的垂直陀螺仪残差故障检测研究[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(1): 14-17, 26.
 [15] 李炜,徐鸿飞,倪源. 基于核函数的 PLS 丁苯橡胶聚合转化率软测量[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(3): 143-146.
 [16] 闻新,张洪斌,周露. 控制系统的故障诊断与容错控制[M]. 3 版. 北京: 机械工业出版社, 1998: 37-69.
 [17] 李炜,李阳. 优化 M-SPRT 法在管道泄漏检测中的应用[J]. 天然气工业, 2009, 29(4): 93-95.