

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312056

基于冗余关系分析的传感器自诊断设计方法研究*

蒋栋年^{1,2}, 褚天锐^{1,2}, 高玉鑫³

(1. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院 兰州 730050; 2. 兰州理工大学甘肃省工业过程先进控制
重点实验室 兰州 730050; 3. 华南理工大学未来技术学院 广州 511442)

摘要:工业过程中传感器数量众多且可靠性要求高,而传统定期检测评估其健康状况的方式不但费时费力且不能满足传感器智能化的发展需求。针对这一问题,提出了一种基于测量数据统计相关性的传感器自诊断设计方法。利用传感器测量数据建立其统计关系模型,借助自编码器提取传感器数据特征并将其编码为二进制形式。在同时考虑传感器测量数据统计独立和统计相关两种情况下,在有参考值时,通过引入故障检测概率和误检概率建立了独立统计模型实现传感器的故障自诊断;在无参考值情况下,借助高斯 Copula 函数建立多元统计依赖模型评估参数之间的相关性,并利用贝叶斯理论在不依赖参考值的情况下自主学习获取传感器的健康状况。本研究以镍闪速炉系统为例,两种模式下测量系统中健康传感器的故障检测后验概率达到了 0.92,即故障统计模型的参数与建模期望相符。实验结果表明,所提方法在两种模式下均能准确识别出测量系统中的故障传感器,验证了所提方法的有效性与可行性。

关键词:传感器;自诊断;无参考值;自编码器

中图分类号: TP212.6 TH811 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8040

Research on sensor self-diagnosis design method based on redundancy relationship analysis

Jiang Dongnian^{1,2}, Chu Tianrui^{1,2}, Gao Yuxin³

(1. School of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;
2. Gansu Provincial Key Laboratory of Advanced Control of Industrial Processes, Lanzhou University of Technology,
Lanzhou 730050, China; 3. School of Future Technology, South China University of Technology, Guangzhou 511442, China)

Abstract: In industrial processes, the multitude of sensors requires high reliability, yet traditional routine inspection methods for assessing their health status are not only time-consuming and labor-intensive but also fail to meet the demands for sensor intelligence development. To address this issue, a sensor self-diagnostic design method based on the statistical correlation of measurement data is proposed. This method establishes statistical relationship models using sensor measurement data and utilizes auto-encoders to extract features from sensor data and encode them in binary form. Considering both statistically independent and correlated situations of sensor measurement data, a statistical model for independent diagnosis is established by introducing fault detection probability and false alarm probability when reference values are available. In the absence of reference values, a multivariate statistical dependency model using the Gaussian Copula function is constructed to assess the correlation among parameters. Furthermore, relying on Bayesian theory, the model autonomously learns to ascertain the health status of sensors without reference values. The proposed method is demonstrated using a nickel flash furnace system as an example. In both modes, the posterior probability of sensor fault detection reaches 0.92, indicating that the parameters of the fault statistical model align with the modeling expectations. Experimental results confirm that the proposed method accurately identifies faulty sensors in the measurement system under both modes, thereby validating its effectiveness and feasibility.

Keywords: sensor; self-diagnosis; no reference value; auto-encoder

收稿日期: 2023-10-23 Received Date: 2023-10-23

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(62263020)、甘肃省重点研发计划-工业类项目(23YFGA0061)、兰州市科技计划项目(2022-2-69)、甘肃省杰出青年基金项目(20JR10RA202)、兰州理工大学红柳杰出青年人才支持计划、陇原青年英才项目资助

0 引 言

随着科技的快速进步,现代工程系统变得更加精密和智能,催生了各类新型复杂系统。传感器作为这些系统中信息采集的基础设备,不仅广泛应用于各种环境,还必须满足高可靠性的要求。然而,若传感器故障状态未被及时检测,故障数据可能在闭环系统中传播,造成重大损失。传统的定期检测方法耗时且不能满足对高可靠性、网络化和智能化的需求,突显出对传感器系统具备自诊断能力的迫切需求。因此,研究传感器系统在无测量参考值时如何通过优化设计实现高效自诊断的理论与技术,是一个亟待解决的问题。

传感器的自诊断是人工智能时代传感器发展的必然趋势。自 1988 年以来,传感器自诊断技术在牛津大学的引领下,得到了广泛研究,并取得了很多具有实际价值的成果^[1-3]。目前,研究重心依然集中于传感器的故障诊断,主要方法包括硬件冗余法和解析冗余法。虽然基于冗余的硬件设计增强了自诊断能力,却面临成本和复杂性挑战^[4]。英国 Friswell 等^[5]提出的基于解析冗余的数据自诊断方法引起了广泛关注。分析上述研究不难发现,自确认传感器的研究工作重点在于故障诊断的理论研究上,通过历史数据对故障进行预测,但忽视了多参数之间的相关性信息。考虑到传感器测量系统中的统计相关特性,利用传感器间冗余率的变化,可以有效进行故障诊断^[6-10]。

实现传感器的自主故障诊断通常依赖大量的测试数据和准确的参考值^[11]。然而,参考值的获取依赖多工况长期运行过程中准确的历史数据^[12],这一过程耗时且复杂。此外,传感器检测误差之间还可能存在统计相关性,建立故障模型时需要的参数较多。为解决此类问题,可利用传感器检测误差建立统计关系模型,借助机器学习算法减少模型参数实现传感器的检测误差识别。文献[13]通过最小二乘法和传感器实测数据,拟合频响函数曲线以建立其动态数学模型并识别动态参数。文献[14]采用有限元分析建立传感器线圈模型,并通过仿真分析和参数化手段获取位移数据。但上述方法并未能有效区分统计相关性与独立性,限制了在多传感器系统中多变量统计规律的描述。文献[15]利用 Copula 函数对传感器数据的相关性进行统计分析,并将其应用于自动驾驶汽车传感器的异常检测。

鉴于此,本文着眼于传感器测量系统的整体,通过建立传感器检测数据的统计模型,在统计独立或统计相关的不同情况下,研究了传感器实现自主诊断方法。本文的主要贡献在于:在没有参考值的情况下,利用传感器冗余关系评估传感器感知可靠性,通过引入高斯 Copula 建

立多元统计依赖的参数模型,并应用贝叶斯推理设计了自诊断传感器的实现方法。

1 传感器故障的统计模型

1.1 传感器运行状态

在工业系统中,传感器种类繁多,在整个系统的感知过程中起着不同作用,对传感器开展自主故障检测困难重重。但对于工艺要求严格的闭环过程控制系统,如镍闪速炉冶炼过程而言,通过长期观测发现传感器正常运行时有明确的规律可循,大多呈现平稳运行或是周期运行状态,因此本文的研究中假定传感器正常运行的状态符合平稳或周期特性。本小节通过引入一个二进制随机变量 O_m 描述循环周期 m 内传感器的故障状况,借助 O_m 的全概率定理建立似然函数,利用贝叶斯推理计算传感器故障概率密度函数。

考虑具有 n 个传感器的测量系统,将该系统中单一传感器表示为 $s_i, i \in (1, 2, \cdots, n)$, 系统运行过程中传感器可能处于正常状态或故障状态,判断这一状态是困难的,这里先假设用二进制的 0 和 1 来表示传感器健康状况。在 m 个测量周期内,将传感器 s_i 的输出由二进制随机变量 $E_{s_i,m}$ 描述, $E_{s_i,m} = 1$ 表示传感器故障,相反 $E_{s_i,m} = 0$ 表示传感器正常,则对于有 n 个传感器的测量系统共有 2^n 种不同状态 $E_m = [E_{s_1,m}, \cdots, E_{s_n,m}]$ 。如对于有 3 个传感器的传感器测量系统,共有 8 种不同状态,如表 1 所示。

表 1 有 3 个传感器系统的不同状态

Table 1 Three different states of the sensor system

Y_m	E_1	E_2	E_3
1	0	0	0
2	1	0	0
3	0	1	0
4	0	0	1
5	1	1	0
6	1	0	1
7	0	1	1
8	1	1	1

表 1 中 $Y_m \in \{1, 2, \cdots, 2^n\}$ 为随机变量,且其顺序是任意排列可互换的。

为了描述在循环周期 m 内的参考值,引入二进制随机变量 O_m ,当 $O_m = 1$ 时,在 m 个测量周期内,可以确定测量系统中存在故障传感器,当 $O_m = 0$ 时,在 m 个测量周期内,可以确定测量系统中不存在故障传感器。

识。但是一个数据集中包含与问题相关的或者不相关的特征,为了使得针对问题建模变得简单,因此需要从数据集中除去与问题无关的特征。通过使用特征选择方法去除掉与问题无关的或者冗余的特征,从而实现了降低数据集中特征数量,增加建模精度,缩短运行时间。其结构如图2所示。

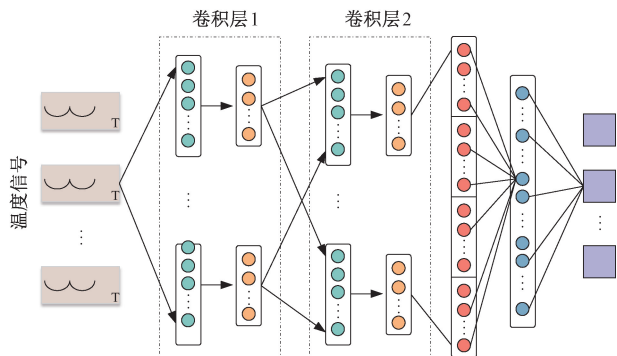


图2 自编码器数据编码过程

Fig. 2 Autoencoder data encoding process

由于传感器测量数据的随机性和多样性,如果直接利用测量数据进行自诊断,会造成故障检测误报率过高。若采用上述编码后的结果结合传感器故障统计模型,不仅能简化故障自诊断过程,还可使得方法在工程系统中更具有实用性。

2 统计独立时的自诊断传感器设计

2.1 传感器的后验概率

在工业现场,在传感器测量系统中,当传感器彼此之间不存在冗余关系时,认为传感器统计独立,可将其作为单传感器进行诊断方法设计。当传感器检测信号受到干扰等不确定因素的影响,对其发生的故障可能出现误判。对传感器做出正确判决的概率为检测概率,根据图1可知,单传感器的感知可靠性由TP描述。在测量系统中,当确定存在故障传感器,即 $O_m = 1$ 时,利用池化层对数据降维并加快计算速度,继而对池化的结果进行二值化并用二进制表示^[20],得到二进制编码特征,当检测到测量系统存在故障传感器时, $E_i = 1$,反之, $E_i = 0$ 。当确定测量系统没有故障传感器,即 $O_m = 0$ 时,检测结果同样有两种情况。鉴于此,在第 m 个采样间隔内,对传感器故障概率进行统计建模,将传感器测量系统中存在故障传感器并且该故障可被检测到称为单传感器故障检测概率(POD_i),其满足:

$$POD_i = \Pr(E_i = 1 | O = 1) \quad (5)$$

将传感器测量系统运行正常但检测到故障称为单传感器的故障误检概率(PFA_i)由FP描述,即:

$$PFA_i = \Pr(E_i = 1 | O = 0) \quad (6)$$

将传感器测量系统中存在故障传感器但未检测到故障称为单传感器的故障漏检概率(PMA_i)由FN描述,即:

$$PMA_i = \Pr(E_i = 0 | O = 1) \quad (7)$$

在测量系统内,若传感器之间具有统计独立性时, $p(e | \theta, O_m)$ 的概率完全由参数 θ 决定, e 为描述检测周期中传感器出现故障的现象,当 $O_m = 1$,根据统计独立的充要条件,则系统内由TP所得到的传感器故障检测概率为:

$$p(y | \theta, O_m = 1) = \prod_{i=1}^n (POD_i)^{I(e_i=1)} \cdot (1 - POD_i)^{I(e_i=0)} \quad (8)$$

其中, $e_i, i = 1, \dots, n$ 的值与表1中 Y_m 对应。例如 $y = 8$ 时, $p(e | \theta, O_m = 1) = POD_1 \cdot POD_2 \cdot POD_3$ 。

当 $O_m = 0$,则系统内由FP所引起的传感器故障误检概率为:

$$p(y | \theta, O_m = 0) = \prod_{i=1}^n (PFA_i)^{I(e_i=1)} \cdot (1 - PFA_i)^{I(e_i=0)} \quad (9)$$

在测量周期 m 内,当有参考真值时,将式(8)~(9)代入式(3),即可得到测量系统的似然函数。在没有参考值的情况下,利用高斯Copula对式(8)~(9)改进并代入到式(1)中,进而通过式(3)获得似然函数。不难看出,相比于直接利用多项式获得后验概率,该模型将参数数量减少至 $2n$,降低了复杂度。

2.2 统计独立情况下传感器的自诊断

测量系统中由于不确定因素的影响,可能是误报或者漏报,导致传感器发生故障。将似然函数带入式(2),应用贝叶斯推理可得到测量系统中传感器故障的后验概率。为了便于检测到测量系统中故障传感器,利用HMC算法获得模型中的参数,即故障检测概率和故障误检概率的后验概率密度函数。借助故障检测概率即式(8)对传感器测量系统的安全运行状态进行评估,如下式所示:

$$p(y | \theta, O_m = 1) > \gamma \quad (10)$$

式中: γ 为测量系统中故障检测的阈值。当满足式(10)时认为在统计独立的情况下,传感器测量系统中存在故障传感器并且该故障可被检测到,根据传感器故障检测概率来评估传感器健康状态。

为了保证能够有效地检测到传感器测量系统中的故障传感器,采用传感器故障误检概率来验证故障检测概率的可靠性。由于传感器误检概率和传感器漏检概率的分析方法类似,不再赘述。

3 统计相关时自诊断传感器设计

3.1 设计原理

在传感器测量系统中,当传感器所测工序具有明显

的相似特征时,各传感器所反映的信息并非孤立的,而是存在冗余,是相互制约、相互关联,相同的传感器类型和相似的处理算法使得各个传感器的 FN 和 FP 误差可能具有统计依赖性。当传感器测量数据之间存在统计相关的冗余关系时,传感器的检测数据不能单独使用二项分布分析数据间的统计规律,否则测量数据会因离散度较高而导致过大的建模误差^[21]。同时,若测量误差具有统计相关性,则与多项式分布相关的参数数量会增多,增加建模复杂度。多个已知边缘随机变量在具有相关性的前提下,使用 Copula 函数对这种基于相关性的冗余关系建模是一种可靠方法。鉴于此,借助高斯 Copula 建立统计相关性模型,将边缘随机变量 E_i 转换为标准正态空间,便可直接建立随机变量与自由参数之间的相关性。通过概率守恒定律,将随机变量 E_i 转换到标准正态空间,如图 3 所示。

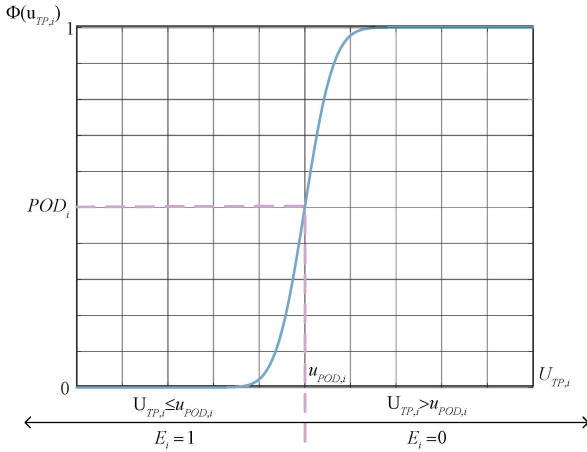


图3 传感器输出的标准正态空间图

Fig. 3 Standard normal space plot of sensor output

由图 3 可知, $u_{POD,i}$ 是一个决策阈值,若 $U_{TP,i} \leq u_{POD,i}$, 则 $E_i = 1$, 表示检测到故障传感器;若 $U_{TP,i} > u_{POD,i}$, 则 $E_i = 0$, 表示未检测到故障传感器。在具有统计相关性的测量系统内,传感器的故障检测概率为:

$$POD_i = \Pr(E_i = 1 | O = 1) =$$

$$\Pr(U_{TP,i} \leq \Phi^{-1}(POD_i) | O = 1) \quad (11)$$

其中, $U_{TP,i}$ 是标准正态随机变量, Φ 是标准正态累积分布函数, $\Phi(U_{TP,i})$ 是传感器 i 的故障检测概率(由 TP 描述)的标准正态累积分布函数, Φ^{-1} 是逆标准正态累积分布函数,且 $u_{POD,i} = \Phi^{-1}(POD_i)$ 。 $u_{POD,i}$ 是变量 POD_i 的逆标准正态累积分布函数,图 3 中的曲线是标准正态分布的累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)。

同理,在具有统计相关性的测量系统内,传感器的故障误检概率为:

$$PFA_i = \Pr(E_i = 1 | O = 0) =$$

$$\Pr(U_{TP,i} \leq \Phi^{-1}(PFA_i) | O = 0) \quad (12)$$

对上式故障检测概率和故障误检概率进一步推导,由高斯 Copula 模型可知,若测量系统内传感器之间是统计相关的,即存在冗余关系,则可用随机变量之间的相关系数表示。当传感器 i 和 j 具有冗余关系便可用相关系数表示为 $\lambda U_{TP,i,j}$,在此模型下,与统计独立不同,传感器故障检测联合概率不再是各传感器故障检测概率的乘积,传感器 i 和 j 中由 TP 所得到的传感器故障检测的联合概率为:

$$p(y | \theta, O_m = 1) = p(e | \theta, O_m = 1) = \Phi_n \left(\begin{bmatrix} s_1(e_1) \cdot \Phi^{-1}(POD_1) \\ \vdots \\ s_n(e_n) \cdot \Phi^{-1}(POD_n) \end{bmatrix}, R_{U,TP,+} \right) \quad (13)$$

其中, Φ_n 是 n 维多元相关标准正态 CDF, $s_i(e_i)$ 表示为下式:

$$s_i(e_i) = \begin{cases} +1, & e_i = 1 \\ -1, & e_i = 0 \end{cases} \quad (14)$$

$R_{U,TP,+}$ 为利用高斯 Copula 建立 n 个传感器之间相关性的矩阵,由 $U_{TP,i,j}$ 的联合分布来描述, $U_{TP,i,j}$ 是多元正态分布,其表达式为:

$$\lambda U_{TP,+,i,j} = \begin{cases} 1, & i = j \\ s_i(e_i) \cdot s_j(e_j) \cdot \lambda U_{TP,i,j}, & i \neq j \end{cases} \quad (15)$$

同理,在此模型下,传感器 i 和 j 中由 FP 所引起的传感器故障误检的联合概率为:

$$p(y | \theta, O_m = 0) = p(e | \theta, O_m = 0) =$$

$$\Phi_n \left(\begin{bmatrix} s_1(e_1) \cdot \Phi^{-1}(PFA_1) \\ \vdots \\ s_n(e_n) \cdot \Phi^{-1}(PFA_n) \end{bmatrix}, R_{U,FP,+} \right) \quad (16)$$

将得到的传感器误差概率带入到式(1),利用式(3)便可得到模型的似然函数,以此得到参数的后验分布。不难发现,当 $R_{U,TP,+}$ 和 $R_{U,FP,+}$ 中的非对角线元素设置为零时,此模型与具有统计独立所建立的模型相同。

一般而言,相关矩阵各有 $[n \cdot (n - 1)]/2$ 个相关系数,使得模型的自由参数数量为 $n^2 + n$, 因此为了减少自由参数的数量,将相关矩阵简化为一阶相关矩阵,即非对角元素为两个系数的乘积,称为 Dunnet-Sobel (D-S) 系数^[22],其表达式为:

$$\lambda U_{TP,i,j} = \varepsilon_{U_{TP,i}} \cdot \varepsilon_{U_{TP,j}} \quad (17)$$

$$\lambda U_{FP,i,j} = \varepsilon_{U_{FP,i}} \cdot \varepsilon_{U_{FP,j}} \quad (18)$$

其中, $\varepsilon_{U_{TP,i}}$ 、 $\varepsilon_{U_{TP,j}}$ 、 $\varepsilon_{U_{FP,i}}$ 和 $\varepsilon_{U_{FP,j}}$ 是要学习的模型参数,与 $R_{U,TP,+}$ 和 $R_{U,FP,+}$ 的结构是等价的。

相比于计算复杂的 n 维积分,通过 D-S 系数将复杂的 n 维积分转化为一维积分,进而计算 $p(e | \theta, O_m = 1)$ 和 $p(e | \theta, O_m = 0)$:

$$p(e|\theta_{DS}, O_m = 1) = \int_{-\infty}^{\infty} \phi(u_c) \cdot p(e|u_c, O_m = 1) du_c$$

(19)

$$p(e|\theta_{DS}, O_m = 0) = \int_{-\infty}^{\infty} \phi(u_c) \cdot p(e|u_c, O_m = 0) du_c$$

(20)

其中, u_c 是标准正态分布的辅助随机变量,而 $\phi(u_c)$ 是 u_c 的概率密度函数。在基于高斯 Copula 的模型中,随机变量 $U_{TP,i}$ 和 $U_{FN,j}$ 是相互独立的。将上式插入式(3) ~ (4) 中,得到参数 θ_{DS} 和 p_{obj} 后验分布。

3.2 统计相关情况下传感器的自诊断

同样借助故障检测联合概率即式(13)对传感器测量系统的安全运行状态进行评估,如下式所示:

$$p(y|\theta, O_m = 1) > \gamma$$

(21)

式中: γ 为测量系统中故障检测的阈值。当满足式(21)时认为在统计相关具有冗余关系的情况下,传感器测量系统中存在故障传感器并且该故障可被检测到,根据传感器故障检测概率来评估传感器健康状态。由于在统计独立和统计相关的情况下,单个传感器发生故障并没有本质区别,因此这里的 γ 和有参考时的阈值大小相同。同样,由于传感器误检概率和传感器漏检概率的分析相同,不再赘述。

4 仿真实验分析

4.1 仿真案例:镍闪速炉系统

闪速熔炼系统是将精矿与 200℃ 的富氧空气按一定比例在精矿喷嘴内混合后垂直喷入反应塔内,精矿呈悬浮状态并被高温炉膛加热,与反应空气在 2~3 s 内进行反应,很快达到所要求的温度并迅速熔化,熔融物落入沉淀池内进行沉降分离,将得到的低镍钼熔体输送至转炉工作区,由转炉完成吹炼工艺,得到闪速炉熔炼系统的最终产物,即含铜、镍、钴品味较高的高镍硫,其熔炼系统工艺流程如图 4 所示。

为了使镍充分熔炼,闪速炉炉体分布着大量的温度传感器,构成控制生产过程所需的温度测量系统,如图 5 所示。

1) 闪速炉传感器常见故障分析

工业现场的闪速炉壁安装了大量的温度传感器作为检测反应过程的核心检测装置,传感器仪表通常由传感部件、转换器、信号处理单元和通信接口等部分组成。任何一部分出现故障都会导致传感器功能异常,使得传感器的输出值与被测参量实际值的偏差超出所允许的范围。而工业现场的高温、高压、粉尘等外部因素增加了故障风险。传感器故障的类型直接影响传感器在不同故障下的输出形式,根据闪速炉温度传感器的故障特征,对常

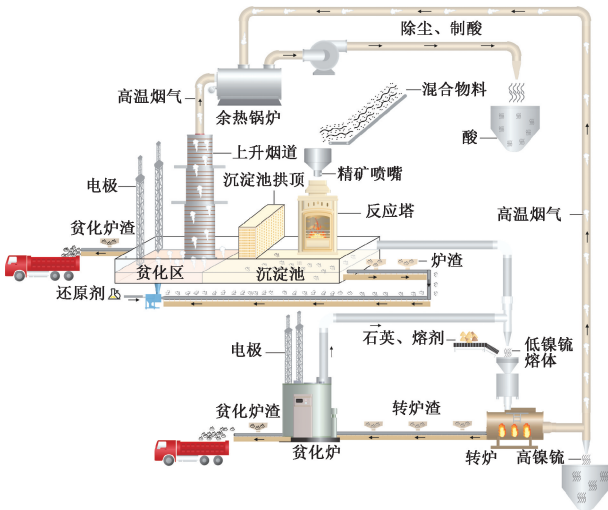


图 4 闪速炉工艺流程图
Fig. 4 Process flow diagram of flash furnace

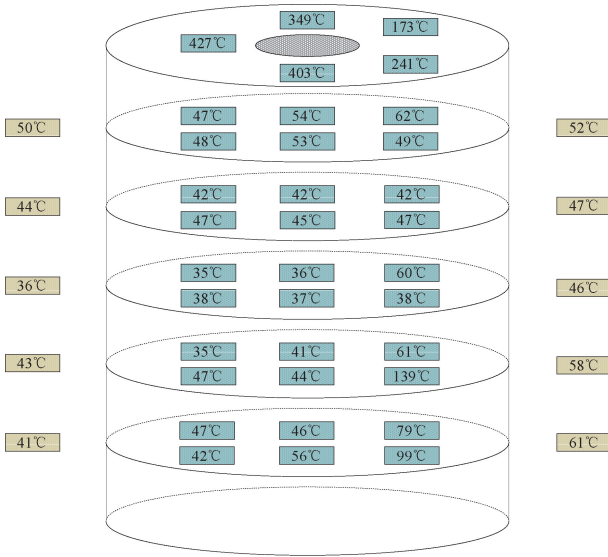


图 5 闪速炉炉体温度传感器布局
Fig. 5 Layout of flash furnace body temperature sensor

见故障类型整理如表 3 所示。

表 3 温度传感器常见故障描述

Table 3 Common fault description of temperature sensor	
故障类型	故障特征描述
偏差故障	传感器的测量值相对于被测参量的真实值出现恒定偏差值
增益故障	传感器测量数据的变化率与期望值不一致,表现为传感器测量精度下降
漂移故障	传感器测量值偏离原始校准值,偏差量和增益参数均随时间变化

本文从定义故障检测概率出发,对温度传感器可能发生的故障进行总结,统计出传感器误检率与漏检率。

2) 建立 HMC 采样器

对测温系统进行后验概率估计时,由于对复杂结构进行解析求解面临很大困难,因此考虑采用马尔科夫链蒙特卡洛(Markov chain Monte Carlo, MCMC)方法进行数值近似^[23],借助 HMC 算法对参数的后验分布进行估计。由于 MCMC 算法中采样器随机游走的方式较为固定使得 Markov 链收敛于固定分布较为常见,而 HMC 算法是应用物理系统中动力学的概念来计算 Markov 链中的未来状态,而不是概率分布。相比于随机游走,通过这种方式,能够更加高效的分析状态空间,从而达到更快的收敛,HMC 工作原理是通过定义开始采样的初始点,其次调用函数创建哈密顿采样器作为对象进行采样。为了提高效率,本文以 MAP 点作为起始采样点,其结果如图 6 所示。在采样周期内,须对测量系统进行有效的采样,通过使用 tune-Sampler 方法自动调整采样器参数和步长,其参数设置如表 4 所示。

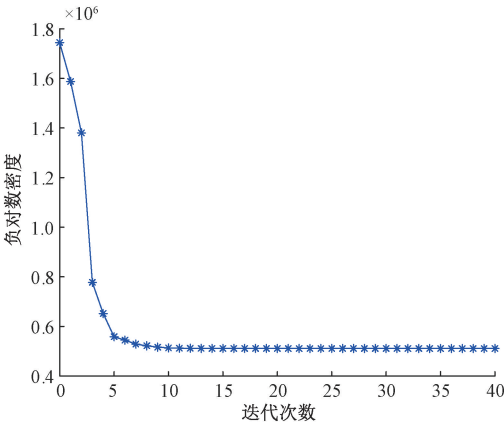


图 6 HMC 采样收敛图

Fig. 6 HMC sampling convergence diagram

表 4 HMC 采样器参数设置

Table 4 Parameter setting of HMC sampler

参数	设置值
步长	0.1000
步数	50
质量向量	[7×1 double]
抖动方法	'jitter-both'
步长调整方法	'dual-averaging'
质量向量调整方法	'iterative-sampling'

参数调整期间步长的变化情况如图 7 所示,为了实现模拟长度固定值的指定目标接受率,通过在 100 个循环周期内,将步长调整到 1 附近,使得目标接受比率在

0.65 附近。从估计的映射点开始调谐,以提高调谐效率,图中可以看出步长调整已收敛,且接受率为 0.63。

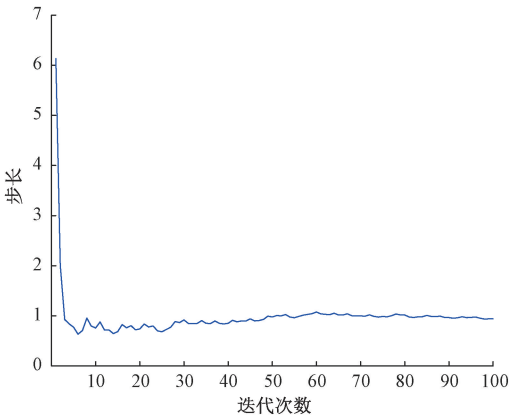


图 7 采样器调整期间步长的变化图

Fig. 7 Change chart of step length during sampler adjustment

4.2 有参考值时的传感器测量系统可靠性分析

1) 模型分析与故障检测

当在有参考值的情况下评估传感器可靠性时,可对单个传感器进行分析,考虑测量周期趋近于无穷,则测量系统中的 $p(y_m | \theta, p_{obj})$ 是确定且已知的。独立传感器的模型具有 $2n$ 个自由参数,因此想要获取测量系统中的故障检测概率和误检概率需要 $n \geq 3$,即在统计独立的情况下,对传感器测量系统进行可靠性分析需要至少 3 个传感器。

在工业系统中,传感器的检测和安全维护作用至关重要,这要求在评估其可靠性时充分利用先验知识以确保高故障检测概率和低误检概率。基于此,可以构造一个先验,并运用 MCMC 算法来确定式(8)和(9)中参数的后验分布。

为了方便检测,分别在闪速炉炉底、反应塔内、炉顶位置各选择一个温度传感器,即 $n = 3$,这些传感器虽同处于镍闪速炉系统,但对于整个庞大的镍闪速炉冶炼系统而言,这些传感器分布较远,其测量数据之间的相关性微乎其微,认为传感器之间统计独立。在有参考值的情况下,虽然可以确定测量系统中有传感器已经偏离正常状态,但由于不确定因素的影响,可能是误检或者漏检,使得传感器的信息出现偏差,因此,通过对 M 次测量之后所得到的传感器后验概率设定阈值来提高传感器故障的检测准确性。

对于单传感器处于不健康水平的阈值选取,在后验概率符合高斯分布的前提下,利用 Lilliefors 假设检验^[24]确定传感器后验概率的显著性水平,进而计算其期望和方差:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_f \tag{22}$$

$$\sigma = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (T_f - \mu^2)^2 \quad (23)$$

式中: T_f 为传感器在 50 个测量周期的后验概率序列。

若设显著水平 $\alpha = 0.05$, 置信度为 95%, 则相关系数 $Z = 1.55$ 满足:

$$p\{\bar{\eta} - Z\sigma < \eta < \bar{\eta} + Z\sigma\} = 1 - \alpha \quad (24)$$

由此可得阈值计算公式如下:

$$\gamma = (\mu \pm 1.55\sigma) \quad (25)$$

根据文献[25]的方法设定阈值, 并经多轮计算及仿真验证, 确定传感器故障判断的最佳阈值为 0.63。

在 5 000 个测量周期内传感器故障的后验概率如图 8 所示, 虽然大部分传感器的故障后验概率超过阈值 0.56, 且在后续的测量周期内, 其值保持不变, 但从图中可以看出 x_3 号传感器的测量数据并未达到所需阈值, 由此判断在测温系统中存在传感器处于误检或漏检的状态, 使得测量系统在循环周期内居于不健康水平范围内。

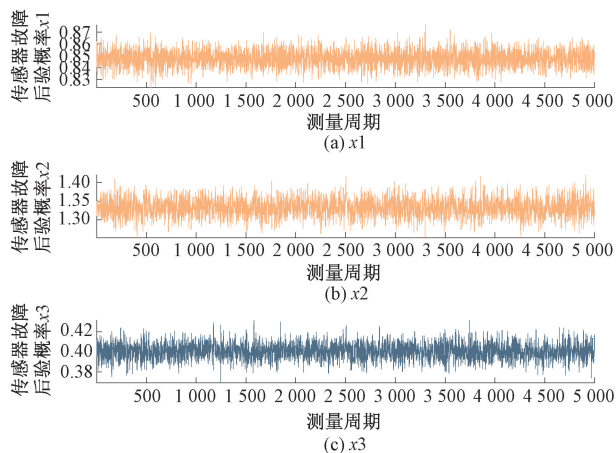


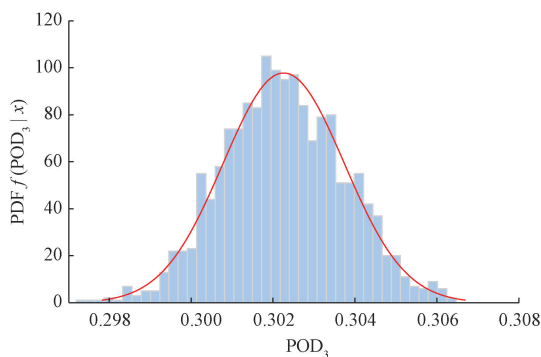
图 8 有参考值时传感器故障后验概率

Fig. 8 A posteriori probability of sensor failure with reference value

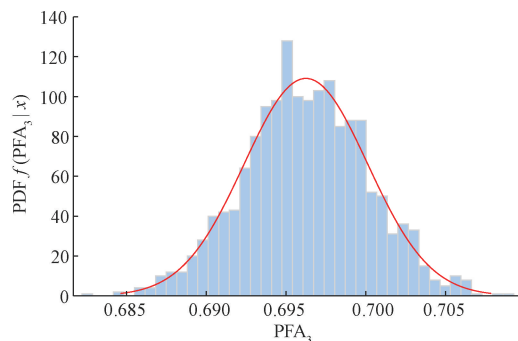
2) 模型的可靠性评估

当建立的模型检测出测量系统中存在传感器处于误检状态, 利用 HMC 生成的马尔科夫链对参数的后验分布进行评估, 其起始点随机散布在初始 EM 估计的周围, 得到如图 9 所示传感器的故障检测概率、误检概率及相关参数图。其中 3 号传感器的故障检测概率如图 9(a) 所示, 图 9(b) 则是其误检概率。从图中可知, 3 号传感器故障检测概率较低而误检概率较高, 说明此传感器由于误检, 使传感器本身出现故障。

有参考值的情况下, 2 号传感器的散点图如图 10 所示。从图中可以看出 2 号传感器在循环周期内, 传感器的参数与建模时的期望预期一样, 即故障检测后验概率接近 1, 误检的后验概率较小且在 0 附近, 因此传感器本身并没有出现故障。



(a) 3号传感器故障检测概率
(a) Fault detection probability of No.3 sensor



(b) 3号传感器误检概率
(b) False detection probability of No.3 sensor

图 9 3 号传感器故障检测/误检概率

Fig. 9 3 sensor failure detection/false detection probability

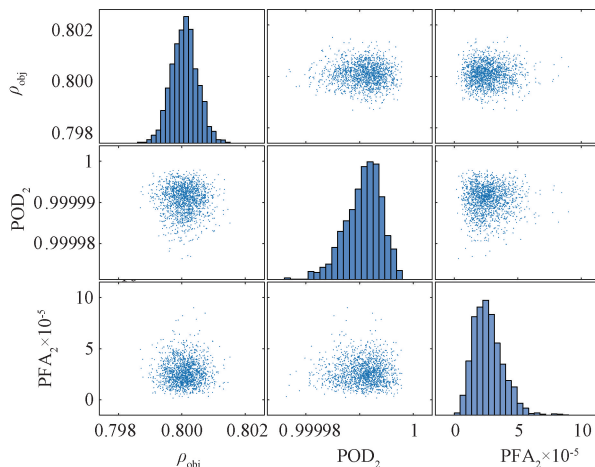


图 10 2 号传感器的散点图

Fig. 10 Scatter plot of sensor 2

在复杂的工业环境下, 有参考值的情况较为特殊, 一般来说是无法从正在运行的设备中得到系统中出现故障的传感器个数, 因此, 在下一小节中, 将对所提出的在无参考值的情况实现传感器自诊断进行了研究和论证。

4.3 无参考值时传感器测量系统可靠性分析

1) 模型描述与故障检测

在没有参考值的情况下, 评估传感器系统的可靠性

较为困难。虽然同样可以利用历史数据获得先验概率,但式(3)中后验分布的闭合解析解难以获取,因此需要MCMC算法来估计后验分布。然而与独立情况下的传感器系统模型相比,统计相关的多元概率模型应用贝叶斯定理难度较大,需要进行大量计算,鉴于此研究者针对概率模型开发了专门的MCMC算法。本文采用基于梯度的哈密顿MCMC算法来改进收敛性,利用EM算法获得 POD_i 和 PFA_i 的MAP估计,并当作HMC中的初始起点。

在统计相关的情况下,建模所需参数为 $4n$ 个,因此,当传感器之间具有冗余时,测量系统中最少需要 $n \geq 5$ 个传感器。为了方便说明,本文在依赖情况下根据样本数据学习参数,选取最少的传感器数量 $n = 5$ 。选取闪速炉反应塔内分布相近的5个温度传感器并记录它们的测量数据,这些传感器之间存在一定程度的相关性,将基于自编码器所得到的传感器相关二进制数据带入到式(1)中,进而利用HMC采样器对式(13)和(16)进行采样。在无参考的情况下,虽然无法确定测量系统中有传感器已经偏离正常状态,但由于不确定因素的影响,可能是误检或者漏检,使传感器测量数据出现偏差,因此,与上一小节有参考的情况一样,通过对 M 次测量之后所得到的传感器后验概率进行阈值检测来提高传感器故障的检测准确性。

在1200个测量周期内传感器的故障后验概率如图11所示,虽然大部分传感器的故障后验概率超过阈值0.56,且在后续的测量周期内保持稳定,但从图中可以看出 x_1 号传感器的测量数据未达到阈值,由此判断在测温系统中存在传感器处于误检或漏检的状态,使得测量系统在循环周期内居于不健康水平范围内。

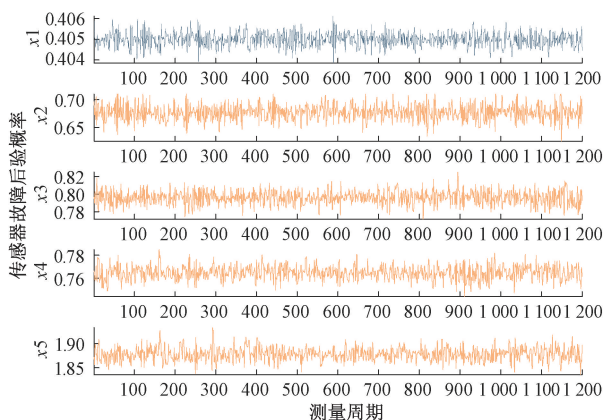


图11 无参考值的后验概率

Fig. 11 A posteriori probability without reference value

2) 模型的可靠性评估

当建立的模型检测出测量系统中存在传感器处于误检状态,利用HMC生成的马尔科夫链对参数的后验分布进行评估,由于在统计依赖的情况下,本文利用Dunnet-Sobel系数将基于高斯Copula建立的联合概率矩阵,转化

成了相关系数乘积,因此模型中的参数 $\theta_{dep,DS}$ 由5个 POD 、5个 PFA 、5个 λU_{TP} 、5个 λU_{FP} 以及 p_{obj} 组成,并通过获取参数的后验分布对模型进行可靠性评估。与统计独立相同,HMC的起始点由参数的生成的MAP开始,Dunnet-Sobel系数的HMC起始值设置为从历史数据得出的值,得到如下图所示传感器的故障检测概率、误检概率及相关参数图。

在相互依赖的情况下,需要了解参数之间的相关性,因此为了解模型中参数后验概率分布情况,利用表达性较为明显的散点图进行描述,如图12所示。由图可见,在循环周期内,3个传感器的参数与建模时的期望预期一样,即故障检测后验概率接近1,因此传感器本身并没有出现故障。同时,图中也表现了传感器之间的相关性,在(a)图使用式(17)计算相关系数 $\lambda U_{TP,i,j}$,与统计独立时模型中后验参数都是独立的情况不同,从图中可以看出3个传感器的 $\lambda U_{TP,i,j}$ 表现出了较强的相关性,且相互之间的相关系数都分布在0.5左右,说明在系统进行故障检测时,3个传感器之间相互影响比较高;分析传感器误检的后验概率受相关性影响程度时,与上述方法相同,此处不再赘述。

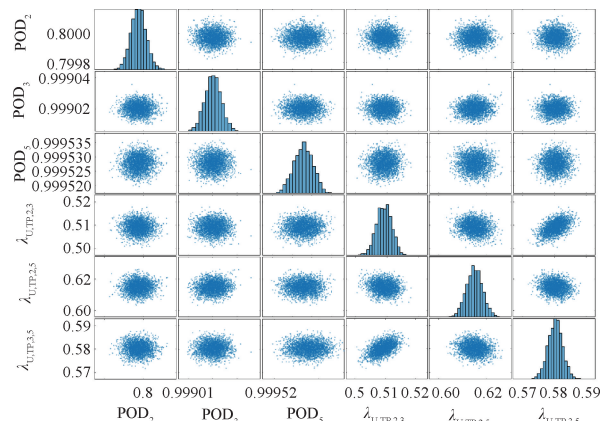


图12 2号、3号、5号传感器故障检测后验概率散点图

Fig. 12 Scatter diagram of No. 2,3 and 5 sensors

在无参考值的情况下1号传感器的故障检测概率如图13(a)所示,图13(b)是1号传感器的误检概率。从图中可以看出1号传感器的故障检测概率较低,同时误检概率较高,说明此传感器由于误检,使传感器本身出现故障。

4.4 闪速炉贫化区传感器可靠性验证

在镍闪速炉冶炼系统中,获取工艺设备内大部分传感器的参考值通常颇具挑战。因此,本文在镍闪速炉贫化区内验证无参考值时传感器自诊断方法,贫化区产出低镍钨过程如图14所示。贫化区传感器彼此距离较近,因此它们之间存在一定的程度的相关性,选取5个具有相关性的传感器,并记录它们的测量数据。

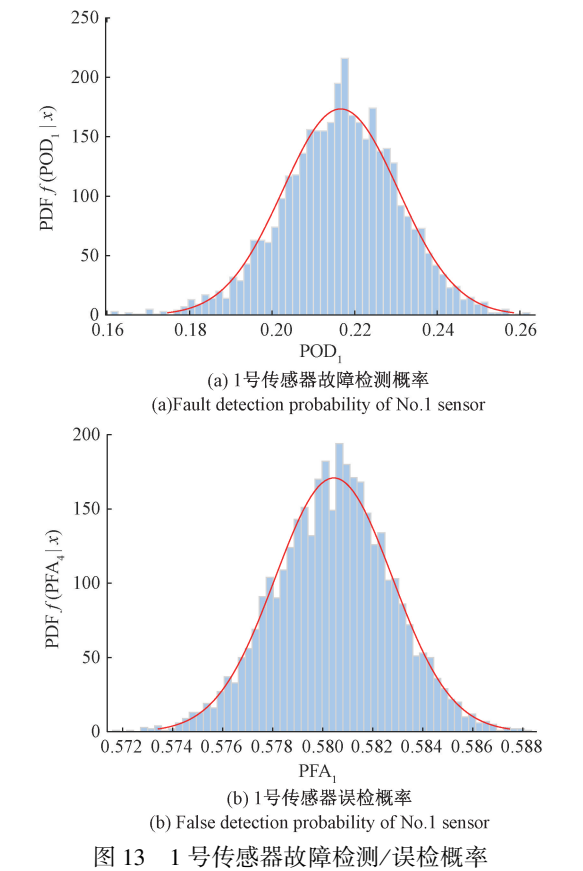


图 13 1 号传感器故障检测/误检概率

Fig. 13 1 sensor failure detection/false detection probability



图 14 贫化区产出低镍钼过程

Fig. 14 Process of producing low nickel matte in depleted area

当传感器之间具有依赖关系时,了解它们参数之间的相关性至关重要。为了验证镍闪速炉贫化区传感器的可靠性,采用与无参考值条件下分析闪速炉反应塔内传感器的同一方法,通过散点图矩阵描述模型中参数后验概率分布情况,如图 15 所示。由图可知,1 号传感器和 4 号传感器之间的相关系数较低,大约只有 0.25,这表明在获取传感器故障检测的后验概率时,1 号传感器和 4 号传感器之间的相互间影响是比较有限的。

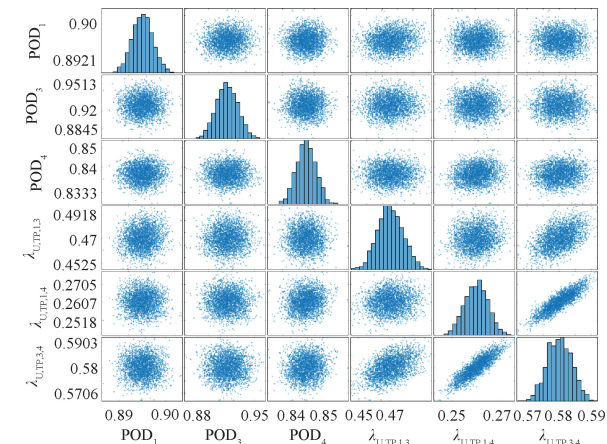


图 15 1 号、3 号、4 号传感器故障检测后验概率散点图

Fig. 15 Scatter diagram of No. 1,3 and 4 sensors

5 号传感器的故障检测概率如图 16 (a) 所示,图 16(b)则是其故障误检概率。从图中可以看出,5 号传感器的故障检测概率相对较低,而其误检概率则相对较高,说明该传感器由于误检,使传感器本身出现故障。通过在闪速炉贫化区内验证本文所提无参考值时的传感器自诊断方法,测试结果表明,该方法在实际工业系统的应用中展现了良好的效果。

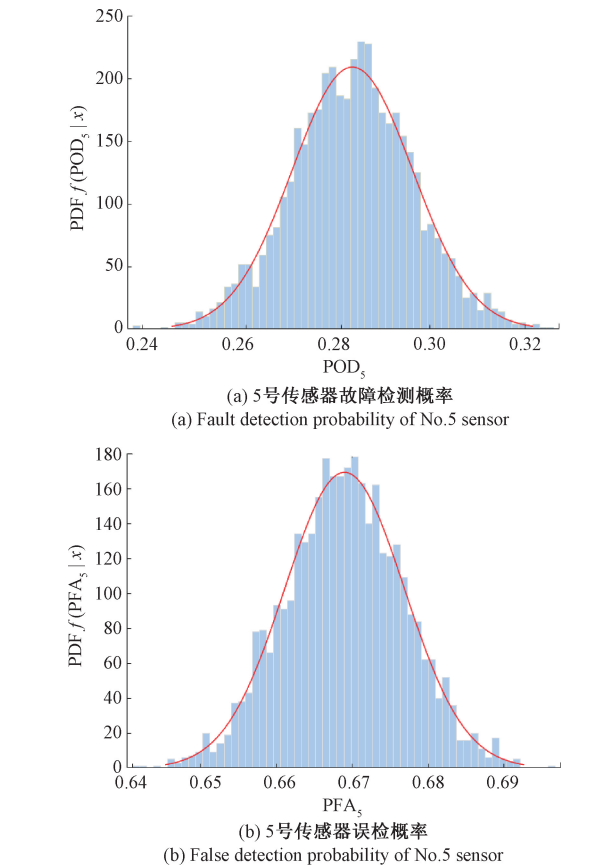


图 16 5 号传感器故障检测/误检概率

Fig. 16 5 sensor failure detection/false detection probability

5 结 论

单一传感器要实现自主故障诊断是非常困难的。在传感器测量系统中,由于各传感器之间通常都具有统计相关的冗余关系,充分借助传感器之间冗余关系有效融合测量数据,将很大程度上提升传感器测量系统的故障自诊断能力。首先,通过引入自编码器对传感器检测数据进行编码,提取传感器间的冗余关系;其次,借助高斯 Copula 函数构建统计相关的多元概率模型,进行冗余关系的相关性统计建模;进而,借助贝叶斯推理在系统视角下实现了传感器的自主诊断。虽然本文提出的方法可以在有/无参考值的情况下实现传感器的故障诊断,但对以下两个问题还有待深入研究:

1) 在对模型参数的后验概率进行 HMC 采样时,尽管 HMC 通过运用哈密顿动力学原理和梯度信息提高了采样效率,相较于 MH 采样器解决了低接受率和随机游走效率问题,但它面临参数调整难度高和单步计算复杂度较高的挑战。因此,研究如何将 HMC 采样器与其他算法结合,以简化参数调节、提升采样速度和稳定性,也是需要进一步研究的问题。

2) 虽然实现了传感器在无参考值情况下的故障诊断,但目前仅考虑了系统中误检和漏检的情况,而在实际中传感器可能出现故障的因素很多,所设计的方案是否符合大部分的状况也是值得进一步深入研究的。

对于这些问题的存在,是需要更深层次的考虑如何能够结合数据驱动和模型建立两种方式对传感器进行故障诊断,这是一个很有意义和值得深思的课题,同时对故障的传感器进行及时的数据恢复也是我们下一步的努力方向。

参考文献

- [1] ZHU M, LI J, WANG W, et al. Self-detection and self-diagnosis methods for sensors in intelligent integrated sensing system [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(17): 19247-19254.
- [2] 冯志刚,杨佳琪. 自确认气动执行器健康状况评估算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2023, 55(7): 133-140.
FENG ZH G, YANG J Q. Self-confirming pneumatic actuator health status assessment algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2023, 55(7): 133-140.
- [3] HOU W, LI W, LI P. Fault diagnosis of the autonomous driving perception system based on information fusion[J]. Sensors, 2023, 23(11): 5110.
- [4] ROMAN M B, JIA U. Deep transfer learning models for industrial fault diagnosis using vibration and acoustic sensors data: A review [J]. Vibration, 2023, 6(1):

218-238.

- [5] FRISWELL M I, INMAN D J. Sensor validation for smart structures[J]. Journal of Intelligent Material Systems & Structures, 1999, 10(12): 973-982.
- [6] 陈寅生,姜守达,刘晓东,等. 基于 EEMD 样本熵和 SRC 的自确认气体传感器故障诊断方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(5): 1215-1220.
CHEN Y SH, JIANG SH D, LIU X D, et al. Self-validating gas sensor fault diagnosis method based on EEMD sample entropy and SRC[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(5): 1215-1220.
- [7] HAIFEN M, YUKUN F, XIA W, et al. A fault diagnosis framework for autonomous vehicles with sensor self-diagnosis[J]. Expert Systems With Applications, 2023, 224: 120002.
- [8] 申争光,朱风宇,王祁. 基于 PFP-WRVM 的多功能传感器状态自确认研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(9): 1986-1994.
SHEN ZH G, ZHU F Y, WANG Q. Research on state self-validation of multifunctional sensor based on PFP-WRVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(9): 1986-1994.
- [9] LIU Z, CAI Y, WANG H, et al. Robust target recognition and tracking of self-driving cars with radar and camera information fusion under severe weather conditions[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(7): 6640-6653.
- [10] WANG W, LIN M, FU Y, et al. Multi-objective optimization of reliability-redundancy allocation problem for multi-type production systems considering redundancy strategies[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 193: 1-10.
- [11] 彭凯,李翼,樊星辰,等. 时栅位移传感器动态误差预测及实时补偿方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(12): 92-102.
PENG K, LI Y, FAN X CH, et al. Research on dynamic error prediction and real time compensation methods for time-grating displacement sensors [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2023, 37(12): 92-102.
- [12] 韦茗中,陈锋,方子祥,等. 感栅位移传感器的模型建立及有限元分析[J]. 电子测试, 2022, 36(1): 35-38.
WEI M ZH, CHEN F, FANG Z X, et al. Element analysis the modeling of induction grid displacement sensor and finite [J]. Electronic Test, 2022, 36(1): 35-38.
- [13] 塞拉斯,许皓,宋扬,等. 无线传感器网络中传感器节点定位的递归加权最小二乘优化方法[J]. 北京理工

- 大学学报,2020,40(6): 683-686.
- SILAS, XU H, SONG Y, et al. Recursive weighted least squares optimization method for sensor node localization in wireless sensor network[J]. Transactions of Beijing institute of Technology, 2020,40(6): 683-686.
- [14] WU B, LU H, CHEN B, et al. Study on finite element model updating in highway bridge static loading test using spatially-distributed optical fiber sensors[J]. Sensors, 2017,17(7): 1657.
- [15] BERK M, SCHUBERT O, KROLL H M, et al. Exploiting redundancy for reliability analysis of sensor perception in automated driving vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(12): 5073-5085.
- [16] SVENSSON I, EKSTROM A, FORSSEN C. Bayesian parameter estimation in chiral effective field theory using the Hamiltonian Monte Carlo method[J]. Physical Review C, 2022,105(1): 014004.
- [17] XIONG F, ZHANG J, ZHANG Z, et al. An efficient gaussian filter based on gaussian symmetric markov random field[J]. IEEE Access, 2022,10: 74590-74604.
- [18] 张红艳,闫一新. 数字经济时代工业数据治理发展路径[J]. 中国工业和信息化,2022(4): 12-15.
- ZHANG H Y, YAN Y X. Development path of industrial data governance in digital economy era[J]. China Industry & Information Technology, 2022(4): 12-15.
- [19] WANG X, MAO D, LI X. Bearing fault diagnosis based on vibro-acoustic data fusion and 1D-CNN network[J]. Measurement, 2021,173: 108518.
- [20] 汤丽君,关东海,汪子璇,等. 融合 CNN 和二进制生成对抗网络的多元时间序列检索[J]. 小型微型计算机系统,2023,44(2): 281-287.
- TANG L J, GUAN D H, WANG Z X, et al. Multivariate time series retrieval method using cnn and binary generative adversarial network[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2023,44(2): 281-287.
- [21] ZHANG Y, LU X, WANG G, et al. Modeling random telegraph signal noise in CMOS image sensor under low light based on binomial distribution[J]. Chinese Physics B, 2016,25(7): 070503.
- [22] TRAN T B, BASTIDAS-ARTEAGA E, AOUES Y. A dynamic bayesian network framework for spatial deterioration modelling and reliability updating of timber structures subjected to decay[J]. Engineering Structures, 2020,209: 110301.
- [23] SISSON S A, FAN Y. Likelihood-free MCMC[J]. Handbook of Markov Chain Monte Carlo, 2011: 313-335.
- [24] SULEWSKI, PIOTR. Modified lilliefors goodness-of-fit test for normality[J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation. 2020,51(3): 1199-1219.
- [25] 蒋栋年,把余江,李炜. 电源车传感器故障检测和数据重构方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023,49(7): 1583-1592.
- JIANG D N, BA Y J, LI W. Sensor fault detection and data reconstruction method of power supply vehicle[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023,49(7): 1583-1592.

作者简介



蒋栋年,2006 年于厦门大学获得学士学位,2010 年于兰州理工大学获得硕士学位,2018 年于兰州理工大学获得博士学位,现为兰州理工大学副教授,主要研究方向为动态系统故障诊断与容错控制、工业过程先进控制、基于机器学习的数据挖掘和故障可诊断性评估。

E-mail: jiangdn@lut.edu.cn

Jiang Dongnian received his B.Sc. degree in 2006 from Xiamen University, received his M.Sc. degree in 2010 from Lanzhou University of Technology, received his Ph.D. degree in 2018 from Lanzhou University of Technology. He is currently an associate professor in Lanzhou University of Technology. His main research interests include dynamic system fault diagnosis and fault-tolerant control, advanced control of industrial processes, machine learning - based data mining and fault diagnosability assessment.



褚天锐,2022 年于兰州理工大学获得学士学位,现为兰州理工大学硕士研究生,主要研究方向为传感器故障诊断与容错控制。

E-mail: ws078118@163.com

Chu Tianrui received his B.Sc. degree in 2022 from Lanzhou University of Technology. He is currently a M.Sc. candidate at Lanzhou University of Technology. His main research interests include sensor fault diagnosis and fault-tolerant control.



高玉鑫(通信作者),2020 年于兰州理工大学获得学士学位,2023 年于兰州理工大学获得硕士学位,现为华南理工大学博士研究生,主要研究方向为大模型压缩和传感器故障诊断与容错控制。

E-mail: gaoyuxin8090@126.com

Gao Yuxin (Corresponding author) received her B.Sc. degree in 2020 from Lanzhou University of Technology, received her M.Sc. degree in 2023 from Lanzhou University of Technology. She is currently a Ph.D. candidate at South China University of Technology. Her main research interests include large model compression and Sensor fault diagnosis and fault-tolerant control.