无参考值情况下自诊断传感器设计方法研究

蒋栋年†, 高玉鑫

(兰州理工大学 电气工程与信息工程学院,甘肃 兰州 730050; 兰州理工大学 甘肃省工业过程先进控制重点实验室,甘肃 兰州 730050)

摘要: 对于工业现场中传感器进行故障诊断时难以获取参考值的问题,本文提出了一种基于贝叶斯推理的无参考值情况下自诊断传感器设计方法.首先,运用传递熵方法对传感器之间存在的冗余关系进行量化评价,并借助β-二项分布建立传感器的故障统计模型;其次,利用贝叶斯推理对有参考和无参考时的传感器测量系统设计故障自诊断算法,对于无参考值情况下的传感器测量系统,通过引入观测值,进行自学习获取传感器的健康状况;最后,以镍闪速炉中的温度测量系统为例,验证了文中方法的可行性与有效性.

关键词: 传递熵; 自诊断传感器; 冗余度; 贝叶斯推理

引用格式:蒋栋年,高玉鑫.无参考值情况下自诊断传感器设计方法研究.控制理论与应用,2023,40(9):1576-1584

DOI: 10.7641/CTA.2022.20184

Research on design method of self-diagnosis sensor without reference value

JIANG Dong-nian[†], GAO Yu-xin

(College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou Gansu 730050, China; Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou Gansu 730050, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to obtain the reference value of sensors in fault diagnosis in industrial field, a design method of self-diagnosis sensors without reference value based on the Bayesian inference is proposed. Firstly, the transfer entropy method is used to quantitatively evaluate the redundant relationship between sensors, and the sensor fault statistical model is established with the help of β -binomial distribution. Secondly, the Bayesian inference is used to design the fault self-diagnosis algorithm for the sensor measurement system with and without reference value. For the sensor measurement system without reference value, the output classification index is introduced for self-learning to obtain the health status of the sensor. Finally, taking the temperature measurement system in the nickel flash furnace as an example, the feasibility and effectiveness of the proposed method are verified.

Key words: transfer entropy; self-diagnosis sensor; redundancy; bayesian inference

Citation: JIANG Dongnian, GAO Yuxin. Research on design method of self-diagnosis sensor without reference value. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(9) : 1576 – 1584

1 引言

随着现代工程系统集成度、复杂度和智能化的快速提升,所配置的传感器越来越多,故障风险亦随之提高,若传感器故障数据于闭环系统中传播,将带来 难以估量的影响及损失.传统的定期健康评估方式费 时费力,因此,人们对传感器测量系统的自诊断能力 提出了更为迫切的需求.

自诊断传感器通常具备故障检测与分离的能力,

[†]通信作者. E-mail: dreamjdn@126.com; Tel.: +86 13919305102.

收稿日期: 2022-03-14; 录用日期: 2022-12-02.

本文责任编委: 苏剑波.

并可在一定程度的故障下对传感器实现数据恢复^[1-2]. 自诊断传感器可追溯至1993年提出的自确认传感器 技术^[3],牛津大学控制工程研究所相继研究出自确认 溶解氧传感器、自确认数字科里奥利流量计、自确认 涡轮流量计^[4-6]等.文献[7]提出了一种自动驾驶系统 中汽车感知传感器的故障检测和恢复方法,以使系统 可以测试、隔离故障并恢复故障数据.此外,一些学者 也对用于步态分析的传感器展开了自测试与自校准

国家重点研发计划项目(2020YFB1713600),甘肃省杰出青年基金项目(20JR10RA202),国家自然科学基金项目(61763027),兰州理工大学红柳优 秀青年人才资助计划项目资助.

Supported by the National Key Research and Development Plan of China (2020YFB1713600), the Excellent Youth Foundation of Gansu Scientific Committee (20JR10RA202), the National Natural Science Foundation of China (61763027) and the Hongliu Outstanding Young Talents Support Project of Lanzhou University of Technology.

方法的研究[8-9].

研究表明,对于无参考值的传感器测量系统,提升 传感器冗余度是使系统具备传感器自诊断能力的主 要途径之一[10]. 目前自诊断传感器设计方法主要包括 硬件冗余法、解析冗余法和基于知识的方法[11-12]. 自 诊断系统需考虑故障自诊断模块的设计,以使其具备 及时判断诊断对象并保存故障信息的能力.目前传感 器的自诊断大多采取系统与算法相结合的途径[13]. 文 献[14]通过多传感器融合预测输出的方式,提出了一 种传感器自检测和自诊断方法,同时利用机器学习等 算法处理了传感器运行过程中的突发故障状态. 然而, 目前的研究方法仍需为自诊断传感器设定参考值作 为故障检测标准,限制了自诊断传感器的应用范围. 在对设备本体进行可靠性评估与测试时,故障事件的 定义及观测易于实现,而对传感器感知信息进行准确 性评估时,由于其自身为其余设备的参考信息,则需 再设立一个准确的参考值,判断传感器测量数据是否 偏离正常范围.在非平稳工况、环境测量等场景下,传 感器参考信息的获取费时费力,乃至无法获取,这也 制约了自诊断传感器从理论走向实践.

单一传感器实现故障自诊断较为困难^[15], 传统上, 传感器信息可靠性可由测量精度的概率分布来表 示^[16-17], 通过分析故障检出率以及漏报率、误报率对 传感器进行故障建模. 然而, 测量系统中各传感器的 信息是相互关联的, 若能挖掘其中冗余关系, 将为传 感器故障的自诊断和数据恢复提供新途径. 文献[18] 借助Gaussian Copula进行传感器误差建模, 借助冗余 关系模型实现无参考情况下的传感器故障检测. 冗余 的存在为自诊断传感器的参考数据提供依据, 有助于 建立更为准确的似然函数, 并借助贝叶斯理论解决传 感器的自诊断问题. 文献[19]利用贝叶斯推理求出基 于先验概率的条件概率密度函数的对数似然函数, 来 根据不同的优化目标推导出传感器所选择的目标函 数.

鉴于此,本文在无参考情况下提出了一种自诊断 传感器信息可靠性的实现方法,借助统计方法对传感 器进行故障建模,结合多个传感器间存在的冗余关系, 通过在有参考的情况下证明了模型的准确性,建立无 参考值时传感器测量值的似然函数,利用贝叶斯理论 给出传感器的故障概率,进而使得系统传感器具备自 诊断能力.本文主要贡献包括:基于传感器测量数据, 考虑不同传感器之间的冗余度,给出了以冗余度为约 束的传感器故障统计模型;利用传递熵对传感器测量 数据进行评价,量化了传感器之间数据传递的因果关 系;基于建立的故障统计模型,通过构建似然函数,引 入易于获取的数据统一性观测值,利用贝叶斯推理和 故障定位算法给出了无参考值的传感器故障自诊断 判定方法.

2 传感器故障的分析与建模

2.1 传感器故障的统计模型

考虑具有n个冗余传感器的测量系统,这里的冗余 表示为传感器测量的物理量相同,如温度、压力、物体 识别等,也可以理解为不同用途传感器测量值之间存 在相互影响的因果关系.

假定这n个传感器均具备正常运行的参考值,通过 测量残差信息便可获取某一传感器 $i \in (1, 2, \dots, n)$ 的故障状态.设传感器测量数据采样间隔为T.为了 便于分析,认为当传感器测量状态 $x_i = 1$ 时,第i个传 感器运行正常,反之, $x_i = 0$ 时故障发生.本文不对故 障类别进行区分,亦未区分故障造成的数据增减.根 据上述分析,可将传感器测量数据视为二值随机变 量 $X_i, K = \sum_{i=1}^n (1 - X_i)$ 即为n个传感器中故障个数 之和,则传感器出现故障的概率为

$$\Pr\{K=k\} = (\frac{n}{k})p_m{}^k(1-p_m)^{n-k}, \qquad (1)$$

其中: k为发生故障的传感器数目; p_m为每个测量周期中传感器发生故障的概率.

由于测量数据之间的冗余关系,使得它们应为统 计相关,即 $\Pr(X_i = 0)$ 并非独立分布.在测量系统中, 传感器测量数据的异常样本数在统计学中可认为服 从二项分布^[20].而在测量数据之间存在统计相关性 时,则不能单独使用二项分布分析统计规律,否则将 因离散度较高而导致过大的建模误差^[21].文献[22]中 提出 β -二项分布的统计建模方法,既考虑了不同传感 器故障时的统计独立性,也涉及了不同传感器样本之 间的统计相关性,使得对传感器测量数据的观测更加 合理.鉴于此,在第m个采样间隔内,有 k_m 个传感器 故障时,运用 β -二项分布模型对传感器故障概率进行 统计建模,其满足^[23]

$$P(K = k_m) = \begin{pmatrix} n \\ k_m \end{pmatrix} \frac{\Gamma(\alpha + \beta)\Gamma(\alpha + k_m)\Gamma(\beta + n - k_m)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)\Gamma(\alpha + \beta + n)}, \quad (2)$$

其中: $\alpha \pi \beta \beta \beta \beta \pi$ 的参数; $n \beta \epsilon \delta \delta \delta k; k_m \beta m$ 量系统中故障传感器的个数; $\Gamma(b) = \int_0^\infty u^{b-1} e^{-u} du$ 为Gamma函数; m表示采样间隔, 当不考虑采样间隔 影响时, 可以直接将数据视为传感器测量数据.

上式中α和β不同时,会直接影响β-二项分布的分 布特性,其取值与传感器的故障概率和传感器统计数 据的相关性密切相关,可将这两个参数取值为

$$\alpha = \frac{p_{\rm av}}{\lambda} \left| 1 - \lambda \right|,\tag{3}$$

$$\beta = \frac{1 - p_{\rm av}}{\lambda} \left| 1 - \lambda \right|,\tag{4}$$

其中: pav为某一测量间隔内的传感器平均故障概率,

λ为传感器测量数据的冗余度.可以看出,对于以β-二 项分布构建的传感器故障模型,冗余度是模型准确性 的关键,因为模型参数由冗余度决定.

2.2 传感器测量数据的冗余度量化评价

通常来讲, 冗余就是对系统功能的重复配置, 传感 器冗余一般包括硬件冗余和解析冗余, 这里评价的是 传感器之间的解析冗余度. 对于由多个传感器组成的 测量系统, 若传感器之间存在解析冗余关系, 则其测 量信息之间的共有信息, 称为互信息. 互信息越大, 即 两变量间冗余度越大. 然而互信息估计受联合概率密 度估计的限制, 其准确度会影响变量冗余度, 且无法 表示传感器之间信息传递的方向, 因此在互信息的基 础上引入传递熵, 其定义如下:

$$T(s_{i+h}|s_i, s_j) = -\sum_{\tau=1}^{m} \sum_{l=1}^{m} p(r_{i(\tau+h)}, r_{i\tau}, r_{jl}) \log \frac{p(r_{i(\tau+h)}|r_{i\tau}, r_{jl})}{p(r_{i(\tau+h)}|r_{i\tau})},$$
(5)

其中h为传感器数据预报范围,通过调节h可使传递熵 适应变量间的不同延迟.

为表征传感器之间的因果关系,可以利用两个传递熵的差值,即

$$\lambda_{s_i \to s_j} = T(s_{i+h}|s_i, s_j) - T(s_{j+h}|s_j, s_i), \quad (6)$$

其中: $\lambda_{s_i \to s_j}$ 为数据之间的冗余度. 借助传递熵方法 即可构建传感器间信息传递的冗余关系模型. 令 $\lambda_{s_i \to s_j} > 0$ 表示传感器 $s_i \cap s_j$ 信息熵的影响更大, s_i 是 导致 s_j 变化的原因. 相反的, 令 $\lambda_{s_i \to s_j} < 0$ 表示 $s_j \in s_i$ 变化的主要原因. 若 $\lambda_{s_i \to s_j}$ 接近于0, 则表示两个变量 无明确因果关系.

3 有参考值时的自诊断传感器设计

3.1 传感器平均故障后验概率

将传感器测量数据分为M个采样间隔,任意一个 采样间隔 $m \in \{1, 2, \dots, M\}$.若传感器测量数据是 独立分布的,且故障不具有间歇特性时,在M个采样 间隔内任意取一段数据均可得到近似传感器故障概 率.然而传感器之间存在的冗余关系,必然存在互相 影响的因果关系,且当故障具有间歇特性时,不同采 样间隔内的数据是具有相关性的,将导致传感器的故 障概率可能被低估,尤其是当采样间隔取的越小时, 低估的可能性越大.考虑到这一因素,这里选取的采 样间隔m大于100个测量值,并且使其满足采样间隔 数目M > 5.则传感器故障概率密度函数为

$$f(p_{\rm av} | k, \lambda) = \frac{f(k | p_{\rm av}, \lambda) f(p_{\rm av} | \lambda)}{f(k | \lambda)}, \qquad (7)$$

其中 $k = \{k_1, k_2, \cdots, k_M\}$ 为不同采样间隔下传感器 故障数目的集合.对式(7)进一步推证可得

$$f(p_{\rm av} | k, \lambda) = \frac{f(p_{\rm av}, \lambda) f(k | p_{\rm av}, \lambda)}{f(k | \lambda) f(\lambda)} = \frac{f(p_{\rm av}, \lambda) L(p_{\rm av}, \lambda)}{f(k | \lambda) f(\lambda)},$$
(8)

其中: $f(p_{av}, \lambda)$ 为传感器故障的先验概率密度函数, 在无法获取更多传感器的信息时,对于这种未知的 先验概率,可以利用最大熵原理来获取^[24]; $f(k|\lambda)$ 和 $f(\lambda)$ 分别为冗余度条件下传感器故障数目分布和冗 余度分布,设定其为常数; $L(p_{av}, \lambda)$ 为似然函数,满足

$$L(p_{\rm av},\lambda) = \prod_{m=1}^{M} P(K = k_m | p_{\rm av},\lambda).$$
(9)

似然函数 $L(p_{av}, \lambda)$ 可借助式(2)来获取. 在有参考 值情况下, 可利用似然函数不断修正传感器故障先验 概率, 通过获取后验概率来确定故障平均概率. 由于 $P(K = k_m | p_{av}, \lambda)$ 是由 β -二项分布的特性决定的, 当传感器之间冗余度较高时, 可以明显提升传感器的 故障可诊断性能.

3.2 故障检测和定位

若测量系统中某一传感器发生故障,则可能导致 整个测量系统处于不健康运行状态,以此为判定依据, 评估测量系统中是否有传感器发生故障,如下式所示:

$$f(p_{\rm av}|k,\lambda) > \gamma, \tag{10}$$

其中γ为测量系统中故障检测的阈值. 当满足式(10)时 认为传感器测量系统至少有一个传感器发生故障. 通 过下式可得到测量系统中传感器故障的概率:

$$\Pr(p_{\rm av}|k,\lambda) = \int_{p_{\rm av}} f(p_{\rm av}|k,\lambda) dp_{\rm av}, \qquad (11)$$

由于上式是非线性积分问题,计算较为困难,因此 $\Pr(p_{av}|k,\lambda)$ 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.

对于传感器测量系统,可能存在多个传感器发生 故障,因此无法依据传统故障定位方法直接进行定位, 考虑引入故障贡献度F。实现故障传感器准确定位

$$F_{\rm c} = \left| f(p_{\rm av} \,| k, \lambda) - f(p_{\rm av}, \lambda) \right| \,, \tag{12}$$

其中: $f(p_{av}, \lambda)$ 为传感器平均故障先验概率密度函数; $f(p_{av} | k, \lambda)$ 为传感器平均故障后验概率密度函数. 提 出的故障定位算法具体如表1–2所示.

4 无参考值时的自诊断传感器设计

4.1 设计原理

对于无参考值测量系统,缺乏测量过程数据准确 性的判断依据,仅考虑单一传感器难使其具备自诊断 能力.若系统中多个传感器形成冗余,可参考冗余传 感器测量数据对其运行状态进行评估.在满足冗余度 评价指标要求的传感器集合范围内,欲评估传感器是 否故障,需分析传感器数据变化是否满足正相关.若

在一个测量间隔内,某传感器测量数据变化异常,而 其余传感器未随之发生明显变化,可初步认为该传感 器发生故障,此处不考虑除该传感器外其余传感器均 故障的极端情况.

表1 算法1: 故障定位算法



```
输入:测量系统中N个传感器数据
```

- **输出:**测量系统中k个故障的传感器的位置
- 参数:故障传感器个数k,传感器总个数N,抽取次数 C_N^k 过程:
 - 1 从N组传感器数据中抽取k组传感器数据进行排列 组合,得到数据集合 $\{D_1, D_2, \cdots, D_i\}_{i=1}^{i=C_N^k}$,并记 录每组数据Di中传感器编号;
 - 2 for $i = 1, 2, \cdots, C_N^k$ do;
 - 3 通过式(8)和式(12)计算出传感器Di的故障贡献度 Fc_i ;
 - 4 end for
 - 5 将 $Fc_i(i = 1, \dots, C_N^k)$ 从小到大排序, 贡献度最大 的即为故障数据,此时找到该组数据所对应的传感 器编号,即可得到故障传感器.

表 2 算法2: MCMC抽样算法

Table 2 Algorithm 2: MCMC sampling algorithm

```
输入:抽样的目标分布的密度函数 f(z)
```

- **输出:** f(z)的随机样本 z_1, z_2, \dots, z_n ,函数样本均值 $\Pr(p_{\mathrm{av}}|y,\lambda)$
- 参数:迭代步数N

过程:

- 1 从概率密度函数 $f(p_{av}|y,\lambda)$ 中任意抽样初始样本 $z_0;$
- 2 for $i = 0, 1, 2, \cdots, N 1$ do
- 3 设状态 $z_i = z_{i+1}$,从高斯分布 $q(z_{i+1}|z_i)$ 中生成新 的样本 z_i ;

4 计算接受率

$$\alpha(z_{i+1}|z_i) = \min(1, \frac{f(z_i)q(z_i|z_{i+1})}{f(z_i)q(z_i|z_{i+1})})$$

- $f(z_{i+1})q(z_{i+1}|z_i)$ 5 从区间(0,1)中按均匀分布随机取一个数u;
- 6 如果 $u \leq \alpha(z_{i+1} | z_i)$,则状态 $z_i = z_i$;否则 $z_i =$

N

$$z_{i+1}$$
,
7 end for

8 得到样本集合
$$\{z_1, z_2, \cdots, z_n\}$$
, 计算

$$\Pr(p_{\mathrm{av}}|y,\lambda) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} z_i$$

考虑到没有参考值作为判断传感器输出正确性的 依据,令观测值y作为传感器输出的分类指标,表示传 感器数据的差异数量, km表示传感器测量系统在第 m个测量间隔内故障传感器个数. 以3个传感器组成 的测量系统为例,当所有传感器均运行正常或同时故 障,即其数据表现是类似的,难以进行有效区分,满

Ly = 0. 对于其他情况, 均有1个传感器数据和其余 两个表现不同,满足y = 1,如图1所示.



图 1 基于观测值的传感器故障示意图

Fig. 1 Schematic diagram of sensor fault based on observation value

基于以上原理,欲使传感器具备自诊断能力,需解 决两个关键问题:一是根据传感器测量输出的分类指 标y确定异常个数;二是判断具体的故障传感器.

4.2 自诊断传感器设计过程

借助传感器平均故障概率pav 来判断传感器是否 \dots, y_M },根据贝叶斯定理可得

$$f(p_{\rm av}|y,\lambda) = \frac{f(p_{\rm av},\lambda)L(p_{\rm av},\lambda)}{f(y|\lambda)f(\lambda)},$$
 (13)

其中: $f(p_{av}, \lambda)$ 为传感器故障的先验概率密度函数; $f(p_{av}|y,\lambda)$ 为已知冗余度量化评价指标 λ 约束下的传 感器故障后验概率密度函数; $L(p_{av}, \lambda)$ 为似然函数, 满足

$$L(p_{\rm av},\lambda) = \prod_{y=0}^{\max(y)} P(y \mid p_{\rm av},\lambda)^y.$$
(14)

由于当前情况下缺少传感器参考数据,为考虑每 一种传感器发生故障的分类指标y,将上式改写为

$$L(p_{\rm av},\lambda) = \prod_{y=0}^{\max(y)} P(y|p_{\rm av},\lambda)^y, \qquad (15)$$

其中max(y)为传感器数据分类指标的最大值,满足 $\max(y) = [(n+1)/2]$. 当y符合某种特定分类指标 时,似然函数会为后验概率的估计提供支撑.由此可 得,测量系统出现传感器故障需满足下式:

$$f(p_{\rm av} | y, \lambda) > \gamma. \tag{16}$$

有参考值和无参考值情况下,单个传感器发生故 障并无本质区别,因此γ和有参考时的阈值大小相同. 与式(11)类似,测量系统中传感器故障概率为

$$\Pr(p_{\rm av} | y, \lambda) = \int_{p_{\rm av}} f(p_{\rm av} | y, \lambda) dp_{\rm av}.$$
(17)

由于式(11)和式(17)为非线性积分运算,对于β-二项分布的复杂结构进行解析求解面临很大困难,因 此考虑采用MCMC方法进行数值近似^[25].

对于传感器测量系统而言,当后验概率密度函数 超出阈值时,至少有一个传感器发生故障,而在无参 考值情况下,通过输出分类指标y_m仅能确定测量系统 中传感器输出相同的类别,无法确定故障传感器个数. 在实际工业现场,测量系统很少出现有一半以上传感 器同时故障,因此可假定y_m < (n+1)/2,由此可通过 表3中算法对故障传感器个数进行确定.

表 3 算法3: 故障传感器个数确定

 Table 3 Algorithm 3: The number of faulty sensors is confirmed

```
输入: 测量系统中传感器数据
输出: 故障传感器个数y_m
过程:
1 令采样间隔m = 1,并计算此时
y_1 = \max_{m=1}^{M} [P(y_1 | p_{av}, \lambda)^{y_1}];
2 while y_m! = y_1 do
3 对传感器列表进行重新排序,将y_1个传感器排在
最前面;
4 随机在(1, M]中选取整数m,并计算此时
y_m = \max_{m=1}^{M} [P(y_m | p_{av}, \lambda)^{y_m}];
5 end while
6 得到测量系统中传感器故障个数y_m.
```

此外,还需对故障传感器进行准确定位.不难发现,在已知故障传感器个数的情况下,无参考值和有参考值并无差别,因此可同样通过引入故障贡献度, 再利用故障定位算法1对故障传感器进行定位.

5 仿真实验分析

5.1 仿真案例: 镍闪速炉系统

使用闪速炉系统对镍进行精矿熔炼时, 需从矿物 中快速提取所需金属材料, 镍闪速炉熔炼装置如图2 所示.





闪速炉炉体布置有大量温度传感器以控制镍熔炼 的氧化反应过程,如图3所示.



图 3 闪速炉炉体温度传感器布局



5.2 闪速炉温度传感器常见故障分析

温度传感器为闪速炉检测反应过程的核心装置, 受工业现场高温、高压、粉尘等因素影响,极易发生故 障.从测量数据角度出发考虑其常见故障类型,根据 现场采集数据,整理如表4所示.本文主要研究温度传 感器出现高噪声故障的情况.

表 4 温度传感器常见故障描述

 Table 4 Common fault description of temperature

1
故障特征描述
测量数据中包含严重偏离实际值预测 趋势外的数据点
短时间内测量数据的变化率超出允许 的范围,故障通常覆盖多个测量点
测量值不再跟随被测量参量的变化而 改变,其数值仍可能维持在正常范围内
传感器测量误差超出允许范围,测量数 据出现大范围波动

5.3 镍闪速炉传感器冗余量化评价

对测量数据进行冗余度量化评价,所得传感器间 传递熵量化评价指标如图4所示.为了方便说明,图4 仅选取测量系统中10个传感器进行冗余度评价.

从图中可以看出传感器本身的传递熵为1,图中 $\lambda_{s_0 \to s_1} = 0.23 \text{ m} \lambda_{s_1 \to s_0} = 0.54$,说明传感器 $s_1 \text{ 对} s_0$ 影 响大于 $s_0 \text{ 对} s_1$ 的影响.图4展示了传感器之间的因果 关系,为实现传感器的自诊断提供了依据.

5.4 有参考值时的自诊断传感器设计

5.4.1 故障检测

有参考值情况下,测量周期内传感器故障数目km

已知,应用贝叶斯定理即可得到传感器故障的后验概 率密度函数.





测量系统中温度传感器任务、环境均相同,且相对 位置固定,为方便检测,可选取炉体同一区域内的10 个传感器,即n = 10.在有参考值情况下,尽管确定了 测量系统中 k_m 个传感器异常,受不确定因素影响,测 量系统可能出现误报、漏报.那么,若连续M次测量 之后后验概率密度函数 $f(p_{\rm av} | k, \lambda)$ 超过阈值 γ ,可认 为测量系统中有传感器发生故障.

对于传感器故障阈值的选取,在后验概率符合高 斯分布的前提下,利用Lilliefors假设检验可获取后验 概率密度函数的显著性水平,在此基础上,获取后验 概率密度函数计算结果的期望和方差^[26]为

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} T_{\rm f}, \tag{18}$$

$$\sigma = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (T_{\rm f} - \mu^2)^2, \qquad (19)$$

其中T_f为在单一传感器故障情况下,获取50组故障后 验概率数据的序列.

设显著水平 $\alpha = 0.05$, 即置信度为95%, 则相关系数Z = 1.96, 满足

$$p\left\{\bar{\eta} - Z\sigma < \eta < \bar{\eta} + Z\sigma\right\} = 1 - \alpha.$$
 (20)

由此可得阈值计算公式如下:

$$\gamma = (\mu \pm 1.96\sigma),\tag{21}$$

利用多次测量获取的传感器数据统计特性,并按照上述方法可求取传感器故障阈值为0.56.

选取连续10个测量周期,可得传感器故障后验概 率密度函数均超过阈值0.56,且在后续测量周期中,后 验概率密度函数保持不变,可知测温系统中至少一个 传感器发生故障,如图5所示.



Fig. 5 A posteriori probability density function with reference value

5.4.2 故障定位

当评估出测量系统中存在传感器处于不健康状态时,利用故障定位算法得到传感器故障贡献度如图 6所示.



明显看到,在高噪声故障情况下,14位置与20位置 的传感器故障贡献度有显著增加,故障传感器有可能 为14号与20号传感器.对建立的模型在多个测量周期 内经过反复测试得到传感器故障贡献度的均值如表 5所示.可以看出,在多个测量周期内,大部分传感器 的平均故障贡献度均在0.170左右,而14号与20号传 感器在0.723左右,远远高于其他传感器.

检测到故障传感器后,对故障传感器进行剔除,利 用建立的模型对测量系统进行重新评估.图7为500个 测量周期内后验概率密度函数的均值和方差.从图中 可以看出,剔除故障传感器后,后验概率密度函数并 未超过阈值,其均值稳定在0.143左右,方差稳定在 3.2 e-06左右,说明其余传感器并未出现故障,14号 与20号位置的传感器确为故障传感器.

	表 5	传感器故障页献度均值表	
Table 5	Sen	sor fault contribution average table	2

传感器位置	贡献度均值	传感器位置	贡献度均值
14	0.724	16	0.172
18	0.172	25	0.169
15	0.169	30	0.17
21	0.172	20	0.723
22	0.171	10	0.168





5.5 无参考值时自诊断传感器

5.5.1 模型描述

无参考值情况下, 欲实现测量系统传感器自诊断 较为困难, 尽管可通过历史数据获得先验概率, 然而 无法得到测量系统传感器故障个数k_m, 难以建立有效 似然函数, 通过贝叶斯理论无法得到后验概率密度函 数. 鉴于此, 提出了传感器的输出分类指标y_m如图8 所示. 与传感器故障个数k_m不同, 传感器输出分类指 标通过对测量系统中传感器输出表现出的不同形式 进行划分, 并利用分类得到不同表现形式的传感器, 获取测量系统中传感器故障的后验概率密度函数, 以 实现传感器的自诊断.

图8(a)为 $n = 10, p_{av} = 0.04$ 时,有参考值情况下 传感器误差概率,图8(b)为无参考值情况下,利用相应 的统计预期观测频率Y得到的传感器故障概率.从图 中可以看出,无参考值情况下,Y = 0时传感器故障概 率恰好等于有参考值情况下 $k_m = 0$ 和 $k_m = 5$ 的和,即 测量系统中10个传感器发生故障输出所表现的形式 与无传感器故障所表现的形式相同,以此类推得到了 传感器输出分类指标 y_m .



Fig. 8 Sensor failure probability with or without reference

5.5.2 故障检测

通过引入传感器分类指标y_m,利用贝叶斯推理可 得无参考值情况下传感器测量系统故障的后验概率 密度函数,如图9所示.在14次测量周期内,后验概率 密度函数均超过阈值0.56,则测量系统中至少有1个传 感器处于故障状态.由于没有参考值,无法准确判断 系统中出现故障传感器的个数,因此须利用y_m获取传 感器故障个数.



图 9 无参考情况下测量系统的后验概率密度函数 Fig. 9 Posterior probability density function of measurement system without reference

蒋栋年等: 无参考值情况下自诊断传感器设计方法研究

表

无参考值情况下,传感器输出分类指标ym只能通 过输出形式一样的传感器来划分系统中出现故障传 感器的个数,比如当 $y_m = 1$ 时,可能是1个传感器故障 或9个传感器同时发生故障,但实际工程中后者概率 极小,因此会默认测量系统中只有1个传感器发生故 障. 通过算法3得到如图10所示的故障个数图.





reference.

不难看出,在第0,1,2个循环周期内, $y_m - y_1 \neq$ 0,说明系统中故障的个数有可能为2个、3个或者4个, 因此通过重新排序,在第3,4个循环周期内 $y_m - y_1 =$ 0.则说明测量系统中故障的个数为2个.

已知 $y_m = 2$ 的情况下,利用故障定位算法得到传

5.5.3 故障定位

感器的故障贡献度如图11所示.





可以看到,21位置和30位置的传感器故障贡献度 增幅明显,说明故障传感器可能为21号和30号传感器, 符合 $y_m = 2$ 的情况.为使结果更为可靠,对所建立的 模型进行反复测试得到传感器故障贡献度的均值如 表6所示.从表6可以看出在多个测量周期内,大部分 传感器的平均故障贡献度均在0.183左右,只有21号 位置和30号位置的在0.771左右,远远高于其他传感 器,说明故障传感器为21和30号传感器.

6	传感器故障贡献度均值表	
---	-------------	--

 Table 6 Sensor fault contribution average table

传感器位置	贡献度均值	传感器位置	贡献度均值
14	0.183	16	0.182
18	0.184	25	0.18
15	0.18	30	0.772
21	0.771	20	0.185
22	0.182	10	0.18

为进一步验证算法的可行性,将21号和30号传感 器剔除,重新对测量系统进行评估.图12为500个测量 周期内,后验概率密度函数的均值和方差,从图中可 以看出,当剔除故障传感器后,后验概率密度函数并 未超过阈值,其均值稳定在0.305左右,方差稳定在 1.4 e-05左右, 说明此时系统并未出现故障, 则21号和 30号位置的传感器确为故障传感器.



图 12 无参考时后验概率密度函数的均值和方差

Fig. 12 Mean and variance of posterior probability density function without reference.

6 结论

本文通过引入传感器测量数据冗余度的量化评价 建立了传感器故障模型,借助贝叶斯理论进行了在无 参考值情况下的传感器故障检测研究,并通过算法设 计实现了对故障传感器的准确定位.虽然本文提出的 方法可以在无参考值的情况下实现传感器的自诊断, 但对以下两个问题还有待深入研究:

1) 在利用传递熵对传感器之间的因果关系进行量 化评价时,当数据量较少时会导致传递熵计算的数据 发生波动.虽然波动范围有限,但对于故障模型的准 确性存在一定影响,因此如何能有效改进传递熵算法 进而准确的评价传感器间的因果关系是未来一个有 价值的课题;

2) 文中虽然实现了传感器在无参考值情况下的故 障诊断,但只是考虑了系统中特定故障的情况,对于

工业现场中出现的多种故障因素所设计的方案是否 有效也是值得进一步深入研究的.

对于这些问题的存在,需要更深层次的考虑如何 去综合传感器的自诊断能力而进行诊断设计,这是一 个很有意义和值得深思的课题,同时对故障传感器进 行及时的数据恢复也是笔者下一步的努力方向.

参考文献:

- ZHANG L, LEACH M, BAE Y, et al. Sensor impact evaluation and verification for fault detection and diagnostics in building energy systems: A review. *Advances in Applied Energy*, 2021, 3: 100055.
- KIM W, LEE J H. Fault detection and diagnostics analysis of air conditioners using virtual sensors. *Applied Thermal Engineering*, 2021, 191: 116848.
- [3] HENRY M P, CLARKE D W. The self-validating sensor: Rationale, definitions and examples. *Control Engineering Practice*. 1993, 1(4): 585-610.
- [4] CLARKE D W, FRAHER P M A. Model-based validation of a dox sensor. *Control Engineering Practice*. 1996, 4(9): 1313 – 1320.
- [5] HENRY M, TOMBS M, DUTA M, et al. Two-phase flow metering of heavy oil using a coriolis mass flow meter: A case study. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2006, 17(6): 399 – 413.
- [6] CLARKE D W, GHAOUD T. Validation of vortex flowmeters. Computing and Control Engineering Journal. 2002, 13(5): 237 – 241.
- [7] GOELLES T, SCHLAGER B, MUCKENHUBER S. Fault detection, isolation, identification and recovery (FDIIR) methods for automotive perception sensors including a detailed literature survey for lidar. *Sensors*, 2020, 20(13): 3662.
- [8] MARTINEZ-BARBA D A, MARTINEZ-MANUEL R, DAZA-BE NITEZ L, et al. Development of self-calibrating sensor footwear and relevance of in-shoe characterization on accurate plantar pressure distribution measurements. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 21(6): 8421 – 8431.
- [9] WERNER C, HELDMANN P, HUMMEL S, et al. Concurrent validity, test-retest reliability, and sensitivity to change of a single bodyfixed sensor for gait analysis during rollator-assisted walking in acute geriatric patients. *Sensors*, 2020, 20(17): 4866.
- [10] BERK M, SCHUBERT O, KROLL H M, et al. Reliability assessment of safety-critical sensor information: Does one need a reference truth. *IEEE Transactions on Reliability*, 2019, 68(4): 1227 – 1241.
- [11] MOJOODI A, MEHRANI M, FOROOTAN F, et al. Redundancy effect on fault tolerance in wireless sensor networks. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 2011, 11(6): 34 39.
- [12] FENG Zhigang, WANG Qi, SHIDa K. Structure design of self-validating pressure sensor. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2006, 19(3): 662 666.
 (冯志刚, 王祁, 信太克规. 自确认压力传感器结构设计. 传感技术学报, 2006, 19(3): 662 666.)
- [13] YAN K, ZHANG Y, YAN Y, et al. Fault diagnosis method of sensors in building structural health monitoring system based on communication load optimization. *Computer Communications*, 2020, 159: 310 – 316.

- [14] ZHU M, LI J, WANG W, et al. Self-detection and self-diagnosis methods for sensors in intelligent integrated sensing system. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(17): 19247 – 19254.
- [15] FERNANDEZ A J. Optimal reliability demonstration test plans for k-out-of-n systems of gamma distributed components. *IEEE Transactions on Reliability*, 2011, 60(4): 833 – 844.
- [16] ZHANG H, DENG Y. Engine fault diagnosis based on sensor data fusion considering information quality and evidence theory. *Advances in Mechanical Engineering*, 2018, 10(11): 1687814018809184.
- [17] SONG Y, WANG X, LEI L, et al. Credibility decay model in temporal evidence combination. *Information Processing Letters*, 2015, 115(2): 248 – 252.
- [18] BERK M, SCHUBERT O, KROLL H M, et al. Exploiting redundancy for reliability analysis of sensor perception in automated driving vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 21(12): 5073 – 5085.
- [19] GUO Junjun, HAN Chongzhao. A novel sensor selection approach with bayes framework for target tracking. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(8): 1425 – 1435.
 (郭军军, 韩崇昭. 基于贝叶斯理论框架的传感器选择算法. 自动化 学报, 2018, 44(8): 1425 – 1435.)
- [20] HAN M. A study on the effect of the loss function on bayesian estimation and posterior risk of binomial distribution. *Communications* in Statistics Theory and Methods, 2021, 50(18): 4386 – 4399.
- [21] NICOLA V F, GOYAL A. Modeling of correlated failures and community error recovery in multiversion software. *IEEE Transactions* on Software Engineering, 1990, 16(3): 350 – 359.
- [22] GUTJAHR W. Reliability optimization of redundant software with correlated failures. *The 9th International Symposium on Software Reliability Engineering*. Paderborn, Germany: IEEE, 1998: 293 – 302.
- [23] HOKSTAD P, RAUSAND M. Common cause failure modeling: Status and trends. *Handbook of Performability Engineering*, 2008: 621-640.
- [24] GHARI P M, SHAHBAZIAN R, GHORASHI S A. Maximum entropy-based semi-definite programming for wireless sensor network localization. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 6(2): 3480 – 3491.
- [25] YANG Q, PITMAN E B, BURSIK M, et al. Tephra deposit inversion by coupling tephra2 with the metropolis-hastings algorithm: Algorithm introduction and demonstration with synthetic datasets. *Journal* of Applied Volcanology, 2021, 10(1): 1 – 24.
- [26] JIANG Dongnian, BA Yujiang, LI Wei. Research on sensor fault detection and data reconstruction method of power supply vehicle. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0501.
 (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研究. 北京航空航天大学学报, 2021, DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0501.)

作者简介:

蒋栋年 博士,副教授,目前研究方向为故障诊断与容错控制、工

业过程先进控制, E-mail: dreamjdn@126.com;

高玉鑫 硕士研究生,目前研究方向为传感器故障诊断与容错控

制, E-mail: gaoyuxin8090@126.com.