

一种基于数据可靠性和区间证据推理的故障检测方法

周志杰¹ 刘涛源¹ 胡冠宇² 李思作³ 李改灵¹ 贺维⁴

摘要 为解决故障检测方法在处理数据不确定性问题上的不足, 本文提出一种基于数据可靠性和区间证据推理 (Interval evidential reasoning, IER) 的故障检测方法. 该方法通过融合专家知识与考虑可靠性的监测数据, 实现报警阈值区间的更新与优化, 从而提高故障检测的准确性. 首先基于信息一致性方法计算数据可靠度, 然后基于区间证据推理理论, 构建区间阈值的更新与优化模型, 最后基于投影协方差矩阵自适应进化策略算法求解优化模型, 得到故障检测误漏报率最小的最优报警阈值区间. 对石油管道泄漏实例和航天继电器加速寿命测试实例的故障检测问题进行了研究, 通过对比分析, 验证了所提方法的有效性.

关键词 故障检测, 可靠性, 区间阈值, 区间证据推理, 专家知识

引用格式 周志杰, 刘涛源, 胡冠宇, 李思作, 李改灵, 贺维. 一种基于数据可靠性和区间证据推理的故障检测方法. 自动化学报, 2020, 46(12): 2628–2637

DOI 10.16383/j.aas.c180518

A Fault Detection Method Based on Data Reliability and Interval Evidence Reasoning

ZHOU Zhi-Jie¹ LIU Tao-Yuan¹ HU Guan-Yu² LI Si-Zuo³ LI Gai-Ling¹ HE Wei⁴

Abstract In order to solve the problem of the fault detection method in dealing with data uncertainty, a fault detection method based on data reliability and interval evidence reasoning is proposed in this paper. In the proposed method, the interval threshold can be updated and optimized by integrating expert knowledge and reliability of monitoring data, and the accuracy of fault detection can be improved. Firstly, the data reliability based on the information consistency method is calculated. Then, the updating and optimization model of the interval threshold is established based on the interval evidence reasoning. Finally, the optimal alarm threshold interval with minimum false negatives and positives rate can be obtained by solving the optimization model based on projection covariance matrix adaptation evolution strategy algorithm. Two case studies of oil pipeline leak and aerospace relay accelerated life test are used to study the problem of fault detection. The effectiveness of the proposed method is verified by analyzing and comparing with several other methods.

Key words Fault detection, reliability, interval threshold, interval evidence reasoning (IER), expert knowledge

Citation Zhou Zhi-Jie, Liu Tao-Yuan, Hu Guan-Yu, Li Si-Zuo, Li Gai-Ling, He Wei. A fault detection method based on data reliability and interval evidence reasoning. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(12): 2628–2637

随着现代工业的规模和复杂程度不断提高, 由故障引发的安全事故会对社会和经济带来灾难性的损失. 如何提高工业过程监测中的故障检测精度, 确保系统的安全性与可靠性, 是目前亟待解决的关键性问题^[1-2]. 工业过程故障检测的目的是监控系统

的运行状态, 检测设备或系统是否发生故障. 阈值作为故障检测的主要手段之一, 是判断故障发生的直接依据, 通过阈值得到故障误报率和漏报率的大小是衡量故障检测准确度的标准.

目前报警阈值的优化方法主要有基于模型、基于知识和基于统计的方法^[3]. Jiang^[4]建立了在线和离线模型进行报警阈值的优化; Zhu 等^[5]对常用的 3σ 阈值设置法进行了改进, 通过引入一个参数, 并对参数进行智能化训练而得到了一种自适应的阈值设置方法, 该方法的阈值区间为 $[\mu - N\sigma, \mu + N\sigma]$; 基于知识的方法又包括模糊推理方法、神经网络方法和专家系统方法, Wang 等^[6]提出一种新的区间排序策略的模糊优化方法, 有效利用极限状态函数过渡区域的不确定信息. Mezache 等^[7]将模糊神经网络和遗传算法用于阈值估计的训练.

由于工业过程朝着精密化、智能化的方向发展,

收稿日期 2018-07-28 录用日期 2018-12-03

Manuscript received July 28, 2018; accepted December 3, 2018

国家自然科学基金 (61773388, 61751304, 61374138, 71601168) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61773388, 61751304, 61374138, 71601168)

本文责任编辑 杨浩

Recommended by Associate Editor YANG Hao

1. 火箭军工程大学 西安 710025 2. 海南师范大学信息科学技术学院 海口 570100 3. 火箭军驻 7111 厂军事代表室 北京 102488 4. 黑龙江农业工程职业学院 哈尔滨 150088

1. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025 2. College of Information Science and Technology, Hainan Normal University, Haikou 570100 3. Military Representative Room of the Rocket Army, Beijing 102488 4. Heilongjiang Agricultural Engineering Vocational College, Harbin 150088

且运行环境复杂, 监测数据往往还包含噪声干扰等多种不确定性因素, 对状态监控提出了更高的挑战. 在此种条件下, 上述基于模型、基于统计、基于神经网络和基于模糊推理的阈值优化方法, 目前还不能有效解决数据不可靠、数据缺失等不确定性问题, 无法保证阈值优化的准确性^[8].

专家系统内部包含大量的某一领域专家的知识与经验, 以严谨的推理和有层次的逻辑分析来解决问题. 在工业故障检测和诊断研究的各个领域都扮演着一个十分重要的角色, 基于专家系统的方法优势在于能够很好地融合专家知识和监测数据, 有效解决包含多种不确定性的多属性决策问题^[9-11].

精确的数值型阈值往往无法准确捕捉复杂环境下的故障, 而区间阈值可以有效结合专家知识和系统运行的环境对区间内的数据进行故障甄别, 具有一定的消噪能力. 因此, 工业过程的报警阈值研究, 可以认为是一个区间不确定下的多属性决策问题. Xu 等^[12]研究了由区间数据和区间置信度引起的区间不确定性, 并基于区间证据推理 (Interval evidential reasoning, IER) 方法有效地解决了区间不确定下的多属性决策分析问题. 然而, 工业过程的监测数据并不是完全准确的, 往往存在一定的噪声、数据缺失等, 若区间证据推理直接融合此类不可靠数据, 将无法保证融合结果的准确性. 针对此类数据不可靠问题, Zhao 等^[13]研究了基于信息一致性的可靠性计算方法, 解决了证据融合时的数据不可靠问题, 但区间证据推理融合时的数据不可靠问题还未得到解决.

根据工业过程的实际需求, 为解决数据不可靠条件下的区间不确定问题, 本文提出一种基于数据可靠性和区间证据推理的故障检测方法, 该方法在计算数据可靠度的基础上, 通过构建基于区间证据推理的阈值更新与优化模型, 实现区间阈值的优化, 从而降低故障检测的误漏报率. 其创新点在于:

1) 将区间阈值的优化问题转化为区间不确定下的多属性决策问题, 有效地将专家知识应用到阈值优化中.

2) 根据工程实际, 将数据可靠度引入到区间证据推理的融合问题中, 以降低数据不可靠对阈值优化准确性的影响.

本文的结构安排如下: 第 1 节对基于数据可靠性和区间证据推理的阈值优化问题进行描述; 第 2 节构建了基于数据可靠性和区间证据推理的阈值更新与优化模型, 并形成基于区间报警阈值的故障检测方法; 第 3 节针对石油管道泄漏和航天继电器加速寿命测试实例, 验证所提方法的有效性; 第 4 节得出结论.

1 问题描述

基于数据可靠性和区间证据推理的故障检测方法主要研究内容包括: 可靠性计算方法、基于区间证据推理的区间阈值更新模型、基于最小误漏报率的区间阈值优化模型和基于区间报警阈值的故障检测方法. 首先, 建立如式 (1) 的可靠性求取模型, 以降低噪声对数据可靠性的影响

$$r_i = \Psi(z_i(1), z_i(2), \dots, z_i(T)) \quad (1)$$

式中, r_i 表示第 i 个监测指标的可靠度, $z_i(T)$ 表示第 T 次的监测数据, $\Psi(\ast)$ 是一个非线性函数.

其次, 根据区间证据推理的指标组合要求, 不同类别的指标需要转换到统一的置信框架中, 即将区间阈值与监测数据转换到如下的形式

$$\left\{ \begin{array}{l} [y^-, y^+] \\ x_1, x_2, \dots, x_T \end{array} \right\} \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} (H_n, [\beta_{n,i}^-, \beta_{n,i}^+]); \\ (H_{n+1}, [\beta_{n+1,i}^-, \beta_{n+1,i}^+]) \end{array} \right\} \quad (2)$$

式中, $[y^-, y^+]$ 表示阈值区间, x_1, x_2, \dots, x_T 表示训练数据, $(H_n, \beta_{n,i})$ 表示第 i 个指标相对评价等级 H_n 的区间置信度.

由于 IER 算法实质上是一对非线性优化模型, 融合后的总体区间置信度也是一个区间

$$\max/\min \left(\beta_n^{r_i} = \frac{m_n}{1 - \bar{m}_H} \right) \quad (3)$$

其中, $\beta_n^{r_i}$ 表示 IER 算法融合得到的置信度, 该总体区间置信度表示为 $[\min \beta_n^{r_i}, \max \beta_n^{r_i}]$, m_n, \bar{m}_H 表示区间概率质量. 式 (3) 表示新阈值的区间置信度, 通过等价转换即可得到更新后的阈值.

最后, 利用更新后的阈值区间, 对测试数据进行故障检测, 得到满足误漏报率最小时的最优阈值区间

$$\min G = w + Kl \quad (4)$$

2 考虑数据可靠性的 IER 故障检测方法

考虑数据可靠性的 IER 故障检测方法如图 1 所示, 主要包括三个部分: 第 1 部分, 阈值的更新; 基于数据可靠性和 IER 的区间阈值优化方法, 在得到数据可靠度的基础上, 利用 IER 算法融合阈值区间和数据的区间置信结构, 实现区间报警阈值的更新. 第 2 部分, 阈值区间的更新; 将新阈值应用于测试数据的故障检测, 在初始区间的约束内, 重复第 1 部分内容, 直至得到故障检测误漏报率最小的阈值区间; 第 3 部分, 故障检测; 基于区间报警阈值的故障检测方法, 根据监测数据的变化类型, 利用阈值区间的上界或下界对故障进行检测.

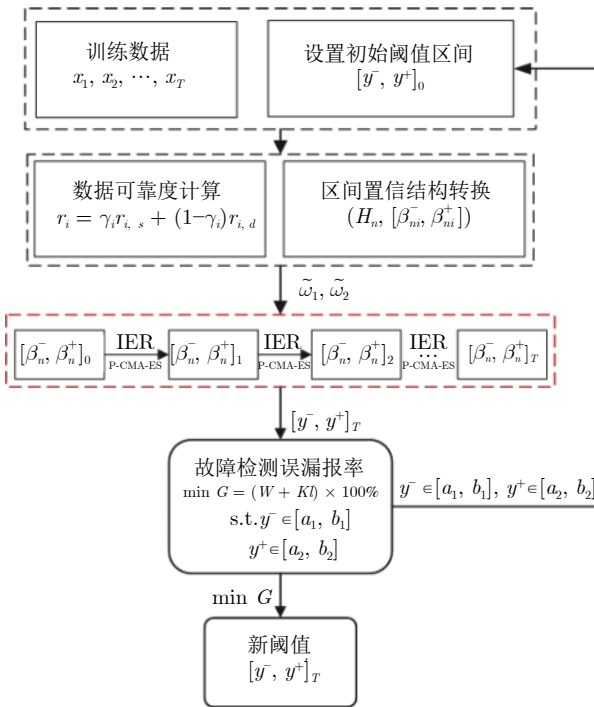


图 1 基于数据可靠性和 IER 的故障检测方法结构图
Fig.1 Structure diagram of fault detection method based on data reliability and IER

2.1 基于数据可靠性和 IER 的区间阈值优化

基于数据可靠性和 IER 算法的区间阈值优化方法主要包括三个内容: 首先基于信息一致性的方法计算监测数据的可靠度; 然后, 应用 IER 融合区间阈值 $[y^-, y^+]_0$ 和考虑可靠度的训练数据 x_1, x_2, \dots, x_T , 对区间阈值进行迭代更新; 最后, 利用测试数据统计已更新阈值 $[y^-, y^+]_T$ 的误漏报率, 在初始阈值区间的约束条件内, 求解使故障检测误漏报率 $G = (w + Kl)$ 最小时的阈值区间 $[y^-, y^+]_T$, 输出该区间实现阈值的优化。

2.1.1 基于信息一致性的可靠度计算方法

在工业过程的监测中, 监测设备的自身属性和外界环境都会对监测和数据传输造成影响, 监测数据存在一定的误差, 可靠性得不到保证. 因此, 在进行阈值优化时, 有必要考虑数据的可靠性以此提高阈值优化的准确度. 分析可知, 影响信息源的可靠性的因素主要有两方面: 一是静态因素, 即监测系统自身精度与信息获取方法的性能; 二是动态因素, 数据传输环境中的不确定因素的干扰, 如杂波、噪声、故障等各种实时因素的影响. 设第 i 个指标信息的可靠性划分为静态可靠性 $r_{i,s}$ 和动态可靠性 $r_{i,d}$, 因此, 指标 i 的可靠度由静态可靠度 $r_{i,s}$ 和动态可靠度 $r_{i,d}$ 决定, 定义第 i 个指标的可靠度 r_i 为^[14]

$$r_i = \gamma_i r_{i,s} + (1 - \gamma_i) r_{i,d} \quad (5)$$

其中, $\gamma_i \in [0, 1]$; 静态可靠性 $r_{i,s}$ 根据监测设备的固有属性确定. 针对动态可靠性 $r_{i,d}$, 提出基于指标信息间的一致性分析计算方法.

令 $d_{i,k}(z_i(k), \bar{z}_i)$ 表示指标 z_i 在第 k 次监测的测量值与 T 次监测平均值的距离, 由下式计算得到:

$$d_{i,k}(z_i(k), \bar{z}_i) = |z_i(k) - \bar{z}_i| \quad (6)$$

则指标 z_i 在 T 次监测内所有监测数据与平均值的平均距离为

$$\bar{D}_i = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T d_{i,k}(z_i(k), \bar{z}_i) = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T |z_i(k) - \bar{z}_i| \quad (7)$$

定义指标 z_i 的动态可靠度为

$$r_{i,d} = \frac{\bar{D}_i}{\max(d_{i,k}(z_i(k), \bar{z}_i))} \quad (8)$$

由上述分析可知, $d_{i,k}(z_i(k), \bar{z}_i)$ 表征了指标测试数据的波动, 数据波动越大越频繁, 信息越不可靠, 则数据的可靠度就越低.

2.1.2 基于 IER 的区间阈值更新模型

应用区间证据推理融合区间阈值和训练数据, 实现区间阈值的更新, 模型结构如图 2 所示.

先将初始阈值区间 $[y^-, y^+]_0$ 和数据 x_1, x_2, \dots, x_T 转换到统一的区间置信结构 $\{(H_n, [\beta_{n,i}^-, \beta_{n,i}^+]); (H_{n+1}, [\beta_{n+1,i}^-, \beta_{n+1,i}^+])\}$, 其中 H_1, H_2, \dots, H_N 为定义的一组评价等级, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N$ 为相对该评价等级的置信度. 基于 IER 算法, 融合指标区间置信结构 $(H_n, [\beta_{n,i}^-, \beta_{n,i}^+])$ 和考虑指标数据可靠性的权重 $\tilde{\omega}_i$, 得到总体区间置信度. 由于 IER 算法实质上是一个优化问题, 分别取融合结果的最大最小值为区间融合结果的上、下界, 通过等价转换得到更新后的阈值区间.

2.1.2.1 区间置信结构的转换方法

区间阈值与监测数据, 其形式与单位都不相同, 无法直接利用 IER 算法进行融合, 根据置信结构描述的优点: 精确的数值数据、区间数据、不确定的主观分布型数据都可以在置信框架下建模^[15-16]. 因此, 在融合之前, 需要将两者转换到相对评价等级的置信结构中. 本文结合工业过程特点, 定义了一组评价等级 $H = (H_1, H_2, H_3)$, 其中, H_1 表示正常, H_2 表示故障, H_3 表示严重故障. 评价等级 H_1, H_2, H_3 的参考值对区间证据推理融合结果的影响较为显著: 参考值设置越贴近工业过程实际, 区间阈值的优化将越准确, 否则阈值将偏离合理值. 由于专家知识在工业过程领域权威性与解释性, 结合专家经验给出评价等级 H_1, H_2, H_3 的参考值, 能很好地考

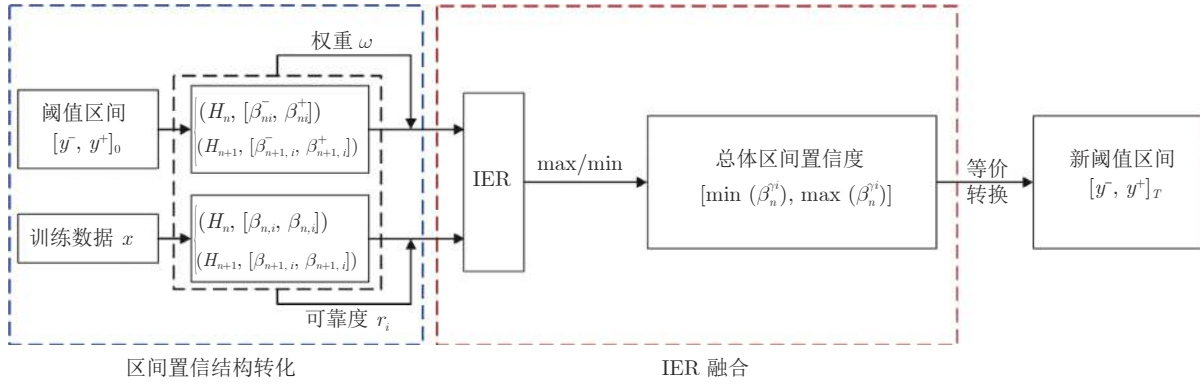


图 2 考虑数据可靠性的阈值更新模型

Fig.2 Threshold update model considering data reliability

考虑到系统的结构特点, 以及实际的运行状态和环境, 确保阈值优化的准确性, 因此该参考值可通过专家给出.

区间数据可能跨越评价等级, 阈值区间 $[y^-, y^+]$ 与评价等级 H_1, H_2, H_3 的关系如图 3 所示.

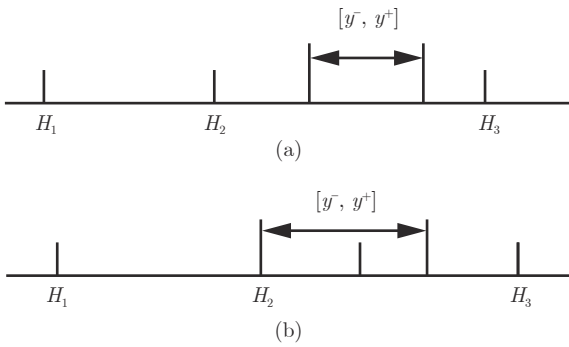


图 3 阈值区间与评价等级的关系

Fig.3 Relationship between threshold interval and evaluation level

以 $[\beta_{n,1}^-, \beta_{n,1}^+]$ 表示为区间阈值和观测数据相对评价等级 H_n 的区间置信度. 根据基于规则的转换技术^[17], $[y^-, y^+]$ 能够等价地转换为如下表达式

$$[y^-, y^+] \Leftrightarrow \{(H_1, [\beta_{1,1}^-, \beta_{1,1}^+]); (H_2, [\beta_{2,1}^-, \beta_{2,1}^+]); (H_3, [\beta_{3,1}^-, \beta_{3,1}^+])\} \quad (9)$$

当阈值区间 $[y^-, y^+]$ 在评价等级 H_2 和 H_3 的参考值之间时, 如图 3(a), 其区间置信度转换公式为

$$\beta_{1,1}^- = \beta_{1,1}^+ = 0 \quad (10)$$

$$\beta_{2,1}^- = \frac{H_3 - y^+}{H_3 - H_2}, \quad \beta_{2,1}^+ = \frac{H_3 - y^-}{H_3 - H_2} \quad (11)$$

$$\beta_{3,1}^- = \frac{y^- - H_2}{H_3 - H_2}, \quad \beta_{3,1}^+ = \frac{y^+ - H_2}{H_3 - H_2} \quad (12)$$

当区间 $[y^-, y^+]$ 跨越评价等级 H_2 , 如图 3(b), 其区间置信度转换公式为

$$\beta_{1,1}^- = 0, \quad \beta_{1,1}^+ = \frac{H_2 - y^-}{H_2 - H_1} \quad (13)$$

$$\beta_{2,1}^- = \min\left(\frac{y^- - H_1}{H_2 - H_1}, \frac{H_3 - y^+}{H_3 - H_2}\right), \quad \beta_{2,1}^+ = 1 \quad (14)$$

$$\beta_{3,1}^- = 0, \quad \beta_{3,1}^+ = \frac{y^+ - H_2}{H_3 - H_2} \quad (15)$$

阈值区间相对于评估等级 H_1, H_2, H_3 的置信度 $\beta_{1,1}, \beta_{2,1}, \beta_{3,1}$ 不是独立的置信结构, 且 $\beta_{1,1} \in [\beta_{1,1}^-, \beta_{1,1}^+], \beta_{2,1} \in [\beta_{2,1}^-, \beta_{2,1}^+], \beta_{3,1} \in [\beta_{3,1}^-, \beta_{3,1}^+]$, 它们满足归一化条件, 即 $\beta_{1,1} + \beta_{2,1} + \beta_{3,1} = 1$.

数据 x_i 的置信度转换较为简单, 其相对于评价等级 H_n 的置信度是一个精确的数值, 表示为 $\beta_{1,2}, \beta_{2,2}, \beta_{3,2}$, 其中

$$\beta_{j,2} = \frac{H_{j+1} - x}{H_{j+1} - H_j}, \quad j = 1, 2 \quad (16)$$

$$\beta_{j+1,2} = 1 - \beta_{j,2} \quad (17)$$

$$\beta_{s,i} = 0, \quad s = 1, 2, 3, \quad s \neq j, \quad j + 1 \quad (18)$$

其中, $\beta_{1,2}, \beta_{2,2}, \beta_{3,2}$ 满足归一化条件, 即 $\beta_{1,2} + \beta_{2,2} + \beta_{3,2} = 1$. 为了便于应用 IER 算法对区间阈值和指标数据进行融合, 这里将数据 x_i 与其相对评价等级的置信度转换为区间形式

$$[x, x] \Leftrightarrow \{(H_1, [\beta_{1,2}, \beta_{1,2}]); (H_2, [\beta_{2,2}, \beta_{2,2}]); (H_3, [\beta_{3,2}, \beta_{3,2}])\} \quad (19)$$

2.1.2.2 考虑数据可靠性的 IER 算法

第 2.1.1 节和第 2.1.2.1 节中给出了数据可靠性的计算方法和区间置信结构的转换方法, 在此基础上, 先将指标权重和指标相对评价等级的区间置信

度转换为区间概率质量, 并根据证据推理规则中考考虑可靠性的加权信度分配方法, 通过式 (20)~(23), 得到考虑数据可靠度的区间概率质量.

$$m_{n,i} = [m_{n,i}^-, m_{n,i}^+] = [\tilde{\omega}_i \beta_{n,i}^-, \tilde{\omega}_i \beta_{n,i}^+] \quad (20)$$

$$\bar{m}_{H,i} = \bar{m}_i(H) = 1 - \tilde{\omega}_i \quad (21)$$

$$\tilde{m}_{H,i} = [\tilde{m}_{H,i}^-, \tilde{m}_{H,i}^+] = [\tilde{\omega}_i \beta_{H,i}^-, \tilde{\omega}_i \beta_{H,i}^+] \quad (22)$$

$$\tilde{\omega}_i = \frac{\omega_i}{1 + \omega_i - r_i} \quad (23)$$

其中, $n=1, 2, 3, i=1, 2, \sum_{i=1}^2 \omega_i=1$, 且 $\sum_{n=1}^3 m_{n,i} + \bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i} = 1$, ω_i 表示指标权重, 即区间阈值与监测数据在区间证据推理融合过程中的相对重要程度, 该过程的权重赋值由专家结合工业过程实际给出. 当前未分配到任一评估等级的, 分布在集合 H 的概率质量 $m_{H,i}$, 可以分成 $\bar{m}_{H,i}$ 和 $\tilde{m}_{H,i}$ 两个部分, 其中 $\bar{m}_{H,i}$ 由指标 z_i 的相对重要性引起的, $\tilde{m}_{H,i}$ 则是由指标 z_i 评估中的不完整引起的. 由于区间置信结构 $S(a_i) = \{(H_n, [\beta_{n,i}^-, \beta_{n,i}^+]), n=1, 2, 3\}$ 是完整的, 那么 $m_{H,i}^- = m_{H,i}^+ \equiv 0$.

下一步, 由式 (24)~(27), 将区间概率质量融合为组合区间的概率分配

$$m_n = k \left[\prod_{i=1}^L (m_{n,i} + \bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) - \prod_{i=1}^L (\bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) \right] \quad (24)$$

$$\tilde{m}_H = k \left[\prod_{i=1}^L (\bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) - \prod_{i=1}^L \bar{m}_{H,i} \right] \quad (25)$$

$$\bar{m}_H = k \left[\prod_{i=1}^L \bar{m}_{H,i} \right] \quad (26)$$

$$k = \left[\sum_{n=1}^N \prod_{i=1}^L (m_{n,i} + \bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) - (N-1) \prod_{i=1}^L (\bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) \right]^{-1} \quad (27)$$

其中, $L=2$ 为融合的指标数量, $N=3$ 为定义的评价等级数量. 最后, 通过实现下面 $n=1, 2, 3$ 的非线性优化模型, 得到总体区间置信度

$$\max/\min \left(\beta_n = \frac{m_n}{1 - \bar{m}_H} \right) \quad (28)$$

$$\text{s.t. } m_{n,i}^- \leq m_{n,i} \leq m_{n,i}^+ \quad (29)$$

$$\bar{m}_{H,i} = 1 - \tilde{\omega}_i, \tilde{m}_{H,i}^- \leq \tilde{m}_{H,i} \leq \tilde{m}_{H,i}^+ \quad (30)$$

$$\sum_{n=1}^N m_{n,i} + \bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i} = 1 \quad (31)$$

基于投影协方差矩阵自适应策略算法 (Projection covariance matrix adaptation evolution strategy, P-CMA-ES) 优化 IER 模型^[18], 求解总体区间置信度 $[\min \beta_n, \max \beta_n]$. 根据基于规则的信息转换技术, 利用式 (10)~(15) 进行等价转换, 求出新的阈值区间.

2.1.3 基于最小误漏报率的区间阈值优化

在工业设备、结构的状态监测中, 故障误漏报率是评价监测系统性能的重要指标. 误报故障会分散人员精力, 造成资源浪费, 而漏报故障则可能会造成更加严重的安全事故, 危及人员及系统设备的安全, 因此, 尽可能降低故障误漏报率是阈值优化的根本所在.

本文以故障检测中的误漏报率 $G = (w + Kl)$ 最小为目标函数, 以初始阈值的上下边界 $y^- \in [a_1, b_1], y^+ \in [a_2, b_2]$ 为约束条件, 构建如图 4 所示的阈值优化模型.

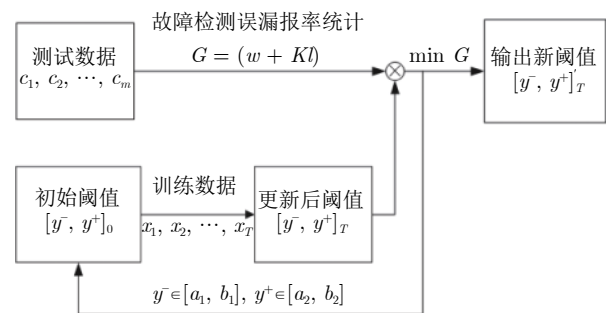


图 4 阈值优化模型结构图

Fig.4 Structure diagram of the threshold optimization model

根据阈值优化模型, 基于 P-CMA-ES 算法得到满足 $\min G$ 的阈值 $[y^-, y^+]_T'$, 其优化模型的数学表达式为

$$\begin{aligned} \min G &= (w + Kl) \\ \text{s.t. } &y^- \in [a_1, b_1], y^+ \in [a_2, b_2] \end{aligned} \quad (32)$$

给定的初始阈值存在一定的主观性, 为降低该主观性影响, 需要给出初始阈值上下界的约束条件. K 值由专家根据故障漏报对系统的影响程度而设定.

2.2 基于区间报警阈值的故障检测方法

理想状态下, 故障报警阈值是一个固定不变的值, 然而工业过程的环境复杂多变, 无法达到理想的状态, 区间阈值比数值型阈值更有效地处理监测环境中不确定因子. 基于区间报警阈值的故障检测以图 5 的两种趋势的监测数据为例, 其中, $[y^-, y^+]$ 为阈值区间. 上升型指标数据 (如图 5(a)) 超过区间

上界 y^+ 时检测为故障, 若正常状态下监测数据超过 y^+ , 将被检测为故障, 引发误报警; 故障状态下检测数据低于 y^+ , 将被检测为正常, 导致故障漏报. 下降型指标数据 (如图 5(b)) 低于区间下界 y^- 时检测为故障, 若正常状态下指标数据低于 y^- , 将被检测为故障, 引发误报警; 故障状态下检测数据高于 y^- , 将被检测为正常, 导致故障漏报.

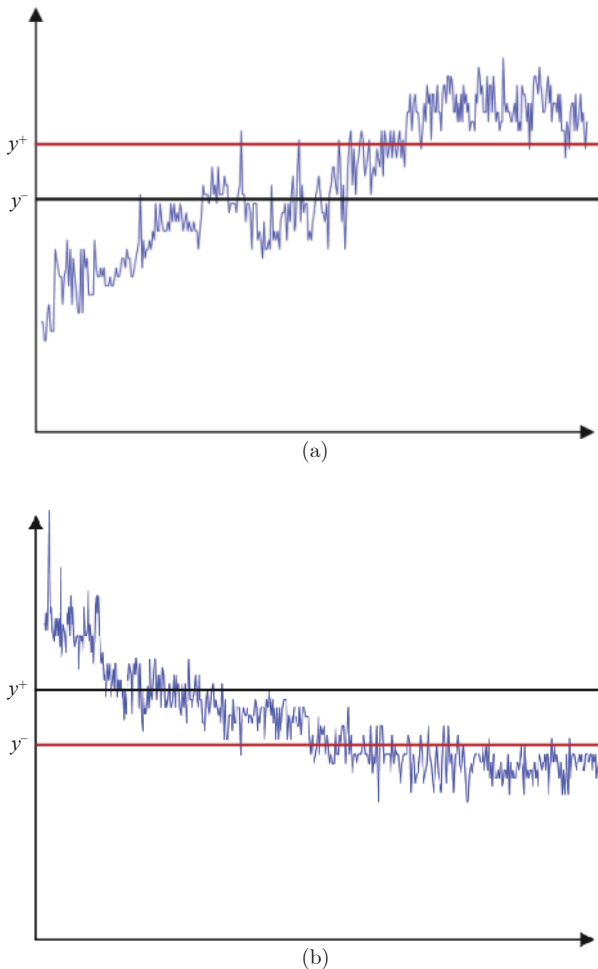


图 5 两类数据的故障检测

Fig. 5 Fault detection for two types of data

2.3 故障检测步骤

根据基于 IER 的阈值优化模型, 阈值优化的具体步骤如下:

步骤 1. 根据设备技术说明和历史监测数据等, 设置初始阈值区间 $[y^-, y^+]_0$, 专家或技术人员结合设备结构特点、工作环境等给定初始阈值上下界的约束 $y^- \in [a_1, b_1], y^+ \in [a_2, b_2]$.

步骤 2. 根据式 (5)~(8) 和 (9)~(19), 计算数据的可靠度 r_i 和指标相对评价等级的区间置信结构.

步骤 3. 基于 IER 算法和 P-CMA-ER 算法, 先

融合训练数据 x_1 和初始阈值 $[y^-, y^+]_0$, 得到阈值 $[y^-, y^+]_1$ 的区间置信度 $[\beta_n^-, \beta_n^+]_1$; 再依次利用数据 x_2, x_3, \dots, x_T 对上一次的融合结果 $[\beta_n^-, \beta_n^+]_i$ 进行训练, 最后得到 $[\beta_n^-, \beta_n^+]_T$, 通过等价转换得到区间阈值 $[y^-, y^+]_T$.

步骤 4. 由专家给定漏报系数 K 值, 利用测试数据 c_1, c_2, \dots, c_m 对更新后的阈值 $[y^-, y^+]_T$ 进行故障检测, 得到故障误报率 w 和故障漏报率 l , 计算 $G = (w + Kl)$.

步骤 5. 基于 P-CMA-ES 算法, 求解阈值优化模型, 在约束条件 $y^- \in [a_1, b_1], y^+ \in [a_2, b_2]$ 内, 重复步骤 3 和步骤 4, 满足故障误漏报率 G 最小时, 此时的区间 $[y^-, y^+]_T'$ 即为故障检测的最优阈值区间.

3 实例应用

本节引入石油管道泄漏实例和航天继电器加速寿命实例, 验证本文提出的基于数据可靠性和区间证据推理的故障检测方法的有效性. 石油作为一种不可再生资源, 在国民经济的发展中发挥着极其重要的战略意义. 石油管道作为石油运输的主要形式, 一旦发生泄漏, 将给经济发展带来极为不利的影响. 航天继电器广泛应用于运载火箭、卫星、导弹等航天及国防武器装备系统, 其可靠性直接影响整个系统的可靠性和安全性, 其指标吸合时间是否正常, 决定着航空航天装备时序系统能否精确可靠运行. 因此, 优化石油管道泄漏和航天继电器吸合时间的报警阈值有着重要的意义.

3.1 石油管道泄漏实例

石油管道的泄漏量可以从管道两点间的流量差来计算, 该实例通过流量差的区间报警阈值来实现石油管道的泄漏检测. 在如图 6 所示的 4 300 组石油管道监测实验数据中, 前 3 700 组为正常状态, 无泄漏量. 3 700 组后因人为设置的故障, 流量差明显增大, 开始出现泄漏^[19]. 取前 700 组数据作

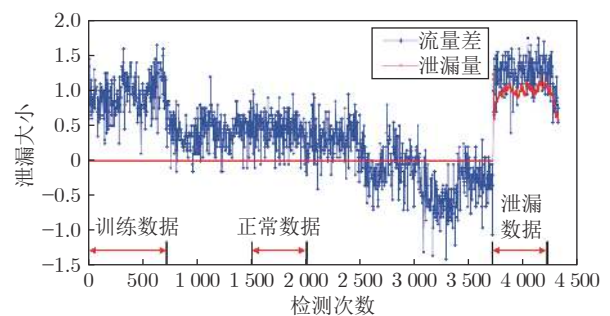


图 6 石油管道泄漏数据

Fig. 6 Leakage data of oil pipelines

为训练数据,用于更新流量差的区间报警阈值;第 1 500~2 000 组数据为正常状态的测试数据,第 3 700~4 200 组数据为泄漏状态的测试数据,用于优化流量差的区间报警阈值.

3.1.1 数据可靠度计算

根据专家知识,设置初始阈值区间 $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$,通过训练数据计算得到初始阈值区间为 $[0.8925, 1.0477]$,并给定初始阈值区间的约束条件 $y_0^- \in [0.8000, 1.0000]$, $y_0^+ \in [0.9000, 1.1000]$ ($y_0^- < y_0^+$).石油管道泄漏的实验中,流量差的监测传感器静态可靠性 $r_{1,s} = 0.95$,针对动态可靠性,基于指标信息间的一致性计算方法,选择前 700 组数据为历史数据,取 $\gamma_1 = 0.8$,计算得到 $r_{1,d} = 0.2612$.流量差的监测数据的可靠度为 $r_1 = 0.8122$,初始阈值区间由专家经验结合历史数据得到,给定其可靠度为 $r_2 = 0.9000$.

3.1.2 区间置信结构的转换

专家给定评价等级 H_1, H_2, H_3 的参考值 $H_1 = 0.5500, H_2 = 0.9000, H_3 = 1.5000$.利用式 (9)~(14) 将初始阈值区间转换为区间置信结构,如表 1.

表 1 初始阈值区间的区间置信度
Table 1 Interval belief degree of initial threshold interval

评价等级	区间置信度
H_1	[0, 0.0214]
H_2	[0.7538, 1]
H_3	[0, 0.2462]

为便于应用 IER 融合,利用式 (16)~(18),将数值型的置信度转化为区间置信度,如表 2.

表 2 监测数据的区间置信度
Table 2 Interval belief degree of monitoring data

训练数据	H_1	H_2	H_3
x_1	[0.8571, 0.8571]	[0.1429, 0.1429]	[0, 0]
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
x_{300}	[0, 0]	[1, 1]	[0, 0]
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
x_{700}	[0, 0]	[0.9167, 0.9167]	[0.0823, 0.0823]

3.1.3 IER 阈值更新与优化

阈值的更新与优化过程中,区间阈值与监测数据的相对重要程度相同,即 $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$,根据式 (23),得到 $\tilde{\omega}_1 = 0.8333, \tilde{\omega}_2 = 0.7270$.

1) 阈值区间的更新. 将数据 x_1 和初始阈值区间 $[y^-, y^+]_0$ 的区间置信结构 $(H_n, [\beta_{n,i}^-, \beta_{n,i}^+])$ 与 $\tilde{\omega}_1, \tilde{\omega}_2$

代入区间证据推理模型中,基于 P-CMA-ES 算法求解该优化模型,取其最大最小值分别为总体区间置信度的上下界 $[\min \beta_n, \max \beta_n]_1$,同理,依次用 x_2, \dots, x_{700} 更新得到总体区间置信度 $[\min \beta_n, \max \beta_n]_{700}$,根据规则的转换技术,将区间置信度等价转换为阈值区间 $[y^-, y^+]_{700}$.

2) 阈值区间的优化. 以 500 组正常状态数据对 $[y^-, y^+]_{700}$ 进行故障检测,统计故障误报率 w ;另外 500 组故障状态数据,统计其故障漏报率 l .由于石油管道分布范围大,过多的泄漏误报会严重的消耗人员的精力,可以认为监测过程中的漏报和误报的影响程度相同,因此,在计算时 G ,取系数 $K = 1$.

优化得到新阈值区间为 $[0.9296, 0.9443]$ 时,故障检测的误漏报率最小, $w = 4.80.0\%, l = 1.80.0\%, G = 6.60.0\%$.此时区间置信结构的更新过程见表 3.

表 3 总体区间置信度更新过程
Table 3 The update process of overall interval belief degree

总体区间置信度	H_1	H_2	H_3
$[\min \beta_n, \max \beta_n]_1$	[0, 0]	[0.7910, 0.7963]	[0.2037, 0.2090]
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$[\min \beta_n, \max \beta_n]_{300}$	[0, 0]	[0.8751, 0.8816]	[0.1184, 0.1249]
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$[\min \beta_n, \max \beta_n]_{700}$	[0, 0]	[0.9262, 0.9507]	[0.0493, 0.0738]

为验证所提方法的有效性,将本文所提的一种基于数据可靠性和 IER 的阈值优化方法与综述部分介绍的其他阈值优化方法进行了比较,阈值区间的优化效果如表 4 所示.

表 4 故障检测效果比较 (%)
Table 4 Comparison of fault detection effects (%)

优化方法	阈值	误报率	漏报率	G
未优化	[0.8925, 1.0477]	0	9	9
神经网络方法	[0.9832, 1.0990]	0	12	12
IER 方法	[0.9510, 0.9749]	0.6	7.8	8.4
IER (r_i)	[0.9296, 0.9443]	4.8	1.8	6.6

在上述石油管道泄漏的阈值优化实例中:

1) 神经网络方法的优化精度受初始参数的影响,而初始参数随机给定,该实例中,初始参数与全局最优参数相差较大,从而使模型陷入局部最优,导致阈值优化效果不佳;

2) 初始阈值区间由专家结合历史监测数据的统计分析与实际环境得到,具备一定的适用性,但是缺乏自适应更新能力;

3) IER 方法优化效果优于前两种, 区别在于该方法不但能结合专家知识解决优化过程中的不确定性问题, 而且能实现阈值的自适应更新. 由于 IER 方法的更新过程受数据影响, 考虑数据可靠性的 IER 优化方法效果优于不考虑可靠性的 IER 方法.

综上所述, 基于数据可靠性和区间证据推理的故障检测方法得到的故障误漏报率, 效果明显优于其他方法.

3.2 航天继电器加速寿命测试实例

状态的监控过程中, 往往会产生监测数据的丢失, 导致监测数据不完整, 为验证 IER 方法能够有效解决数据缺失问题. 以 JRC-7M 航天继电器为例, 在 JRC-7M 继电器的加速寿命实验中, 选取如图 7 所示的 5 800 组吸合时间数据, 继电器吸合时间从动作 3 500 次左右后处于故障状态, 选取临界状态的 300 组数据 x_1, x_2, \dots, x_{300} 作为第 1 组完整的训练数据. 在第 1 组数据中随机剔除 20 组数据, 作为第 2 组包含缺失的训练数据 $x'_1, x'_2, \dots, x'_{300}$ (如图 7 黑色标记数据). 分别在故障状态和正常状态选取 200 组数据作为故障误漏报率的测试数据 c_1, c_2, \dots, c_{200} 和 $c'_1, c'_2, \dots, c'_{200}$.

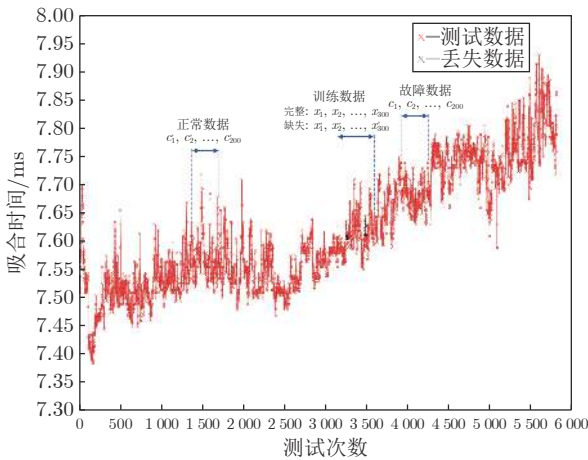


图 7 JRC-7M 继电器吸合时间数据图
Fig.7 Pull-in time data of JRC-7M relay

3.2.1 测试数据可靠度计算

根据 JRC-7M 航天继电器技术说明, 设置初始阈值为 $[7.6000, 7.7000]$, 并给定初始阈值 $[y^-, y^+]_0$ 的约束为 $y^- \in [7.57, 7.64]$ 和 $y^+ \in [7.65, 7.73]$. 航天继电器加速寿命实验中, 继电器测试仪的静态可靠性 $r_{1,s} = r'_{1,s} = 0.98$. 根据式 (5)~(8), 取可靠因子 $\gamma_1 = \gamma'_1 = 0.8$, 计算得到第 1 组训练数据 x_1, x_2, \dots, x_{300} 的可靠度 $r_1 = 0.8680$, 第 2 组训练数据 $x'_1, x'_2, \dots,$

x'_{300} 的可靠度 $r'_1 = 0.8742$. 初始阈值区间由专家经验结合历史数据得到, 其可靠度为 $r_2 = 0.8500$.

3.2.2 基于 IER 的阈值更新与优化

定义一组评价等级: H_1 表示正常, H_2 表示故障, H_3 表示严重故障, 其参考值 $H_1 = 6.5$, $H_2 = 7.52$, H_3 由专家结合该系列继电器吸合时间的历史故障数据给出, 其值为 $H_3 = 7.96$. 根据专家经验, 取 $K = 2$, 执行上述的阈值优化步骤, 两组训练数据更新后的区间置信结构如表 5 和表 6 所示.

表 5 第 1 组数据的总体区间置信度更新过程
Table 5 The overall interval confidence update process for the first set of data

总体区间置信度	H_1	H_2	H_3
$[\min \beta_n, \max \beta_n]_1$	[0, 0]	[0.7093, 0.7619]	[0.2381, 0.2907]
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$[\min \beta_n, \max \beta_n]_{100}$	[0, 0]	[0.6842, 0.7135]	[0.2865, 0.3158]
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$[\min \beta_n, \max \beta_n]_{300}$	[0, 0]	[0.6547, 0.7488]	[0.2512, 0.3453]

表 6 第 2 组总体区间置信度更新过程
Table 6 The overall interval confidence update process for the second set of data

总体区间置信度	H_1	H_2	H_3
$[\min \beta_n, \max \beta_n]_1$	[0, 0]	[0.7093, 0.7619]	[0.2381, 0.2907]
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$[\min \beta_n, \max \beta_n]_{100}$	[0, 0]	[0.6837, 0.7156]	[0.2844, 0.3163]
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$[\min \beta_n, \max \beta_n]_{280}$	[0, 0]	[0.6466, 0.7402]	[0.2598, 0.3534]

第 1 组完整的训练数据优化得到的阈值区间为 $[7.6305, 7.6719]$, 此时误漏报率 $w = 9\%$, $l = 0.5\%$, $G = 10\%$.

第 2 组包含缺失的训练数据优化得到的阈值区间为 $[7.6343, 7.6755]$, 此时误漏报率 $w = 9\%$, $l = 0.5\%$, $G = 10\%$.

两组训练数据基于 IER 的优化后, 阈值区间不同, 但得到相同误漏报率. 由于 IER 方法在更新区间阈值时, 不受历史数据的影响, 只与前次更新后的区间和本次更新的数据有关, 因此, 在数据缺失的情况下, 依然可以利用 IER 算法对阈值区间进行有效更新. 需要指出的是, 数据缺失过多将影响区间更新的准确性.

通过上述石油管道泄漏检测实例与航天继电器加速寿命测试实例, 验证了基于数据可靠性与区间证据推理的故障检测方法的有效性, 以及其在解决数据缺失问题上的优势.

4 结论

本文将工业过程中的故障检测问题转化为报警阈值的优化问题,在分析基于模型、基于统计、基于知识等常见阈值优化方法的基础上,提出一种基于数据可靠性和区间证据推理的故障检测方法.该方法首先基于信息一致性方法计算得到数据的可靠度;将数据和阈值转换到统一的区间置信结构后,构建了基于区间证据推理的阈值区间更新模型;基于最小误漏报率的阈值优化方法,利用更新后的阈值区间对正常状态和故障状态的数据进行故障检测,最终得到了误漏报率最小的报警区间,提高了故障检测的准确性.该方法的优势在于:1)将数据可靠度引入到区间证据推理的融合过程,降低了数据不可靠对阈值优化影响,提高了优化的准确性;2)数据和阈值向区间置信结构转换的过程中,参数设置有效利用专家知识,使阈值的优化结果更能应用于实际,有效降低故障检测的误漏报率.上述两种优势使得该方法能够较好地解决噪声干扰等数据不可靠、数据缺失和阈值优化过程中的不确定性问题.通过石油管道泄漏实例和继电器加速寿命实例,验证了所提方法的有效性.

References

- Jiang Dong-Nian, Li Wei. Fault detection method based on data-driven residual evaluation strategy. *Control and Decision*, 2017, **32**(7): 1181–1188
(蒋栋年, 李炜. 基于数据驱动残差评价策略的故障检测方法. 控制与决策, 2017, **32**(7): 1181–1188)
- Wen Cheng-Lin, Lv Fei-Ya, Bao Zhe-Jing, Liu Mei-Qin. A review of data driven-based incipient fault diagnosis. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(9): 1285–1299
(文成林, 吕菲亚, 包哲静, 刘妹琴. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述. 自动化学报, 2016, **42**(9): 1285–1299)
- Wang Yi-Nan, Chen Kang, Yan Jie. Dynamic threshold design for fault detection of the redundant strap-down inertial navigation system. *Journal of Solid Rocket Technology*, 2014, (4): 458–462
(王易南, 陈康, 闫杰. 三捷联惯组冗余系统故障检测阈值设计方法. 固体火箭技术, 2014, (4): 458–462)
- Jiang R Y. Optimization of alarm threshold and sequential inspection scheme. *Reliability Engineering and System Safety*, 2010, **95**(3): 208–215
- Zhu H W, Wang K C, Chen Q Z. Adaptive thresholds algorithm for fault detection of liquid rocket engine in ground test. *Journal of Propulsion Technology*, 2000, **21**(1): 1–4
- Wang C, Qiu Z P, Xu M, H, Qiu H C. Novel fuzzy reliability analysis for heat transfer system based on interval ranking method. *International Journal of Thermal Sciences*, 2017, **116**: 234–241
- Mezache A, Soltani F. A novel threshold optimization of ML-CFAR detector in Weibull clutter using fuzzy-neural networks. *Signal Processing*, 2007, **87**(9): 2100–2110
- Huo Ying, Zhuang Yi, Xue Yu. Method of fuzzy evaluation based on group consistency intensity. *Control and Decision*, 2014, (1): 153–157
(霍瑛, 庄毅, 薛羽. 基于群体一致性强度的模糊评估方法. 控制与决策, 2014, (1): 153–157)
- Zhou Z J, Yang J B, Hu C H, Xu D L. Belief rule base expert system and complex system modeling. *Science Press*, 2011: 15–20
- Xu Xiao-Bin, Zhang Zhen, Li Shi-Bao, Wen Cheng-Lin. Fault diagnosis based on fusion and updating of diagnosis evidence. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(1): 107–121
(徐晓滨, 张镇, 李世宝, 文成林. 基于诊断证据静态融合与动态更新的故障诊断方法. 自动化学报, 2016, **42**(1): 107–121)
- Zhao Fu-Jun, Zhou Zhi-Jie, Hu Chang-Hua, Chang Lei-Lei, Wang Li. Online safety assessment method based on evidential reasoning for dynamic systems. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(11): 1950–1961
(赵福均, 周志杰, 胡昌华, 常雷雷, 王力. 基于证据推理的动态系统安全性在线评估方法. 自动化学报, 2017, **43**(11): 1950–1961)
- Xu D L, Wang Y M. The evidential reasoning approach for multi-attribute decision analysis under interval uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 2006, **175**(1): 35–66
- Zhao F J, Zhou Z J, Hu C H, Chang L L, Zhou Z G, Li G L. A new evidential reasoning-based method for online safety assessment of complex systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Systems*, 2018, **48**(6): 954–966
- He W, Liu L C, Yang J P. Reliability analysis of stiffened tank-roof stability with multiple random variables using minimum distance and Lagrange methods. *Engineering Failure Analysis*, 2013, **32**(3): 304–311
- Li G L, Zhou Z J, Hu C H, Chang L L, Zhou Z G, Zhao F J. A new safety assessment model for complex system based on the conditional generalized minimum variance and the belief rule base. *Safety Science*, 2017, **93**: 108–120
- Feng Z C, Zhou Z J, Hu C H, Yin X J, Hu G Y, Zhao F J. Fault diagnosis based on belief rule base with considering attribute correlation. *IEEE Access*, 2018: 2055–2067
- Yang J B, Singh M G. An evidential reasoning approach for multiple-attribute decision making with uncertainty. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1994, **24**(1): 1–18
- Zhou Z J, Hu G Y, Zhang B C, Hu C H, Zhou Z G, Qiao P L. A model for hidden behavior prediction of complex systems based on belief rule base and power set. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, **48**(9): 1649–1655
- Xu D L, Liu J, Yang J B, Liu G P, Wang J, Jenkinson L, Ren J. Inference and learning methodology of belief-rule-based expert system for pipeline leak detection. *Expert Systems with Applications*, 2007, **32**(1): 103–113



周志杰 火箭军工程大学教授. 主要研究方向为故障诊断, 复杂系统建模. 本文通信作者.

E-mail: zhouzj04@tsinghua.org.cn

(ZHOU Zhi-Jie Professor at the Rocket Force University of Engineering. His research interest covers

fault diagnosis and complex system modeling. Corresponding author of this paper.)



刘涛源 火箭军工程大学控制工程专业硕士研究生. 主要研究方向为状态监控, 故障检测, 报警阈值优化.

E-mail: 15771717394@163.com

(LIU Tao-Yuan Master student in control engineering at the Rocket Force University of Engineering. His research interest covers status monitoring, fault detection,

and alarm threshold optimization.)



胡冠宇 海南师范大学信息科学技术学院副教授. 主要研究方向为复杂系统建模与安全性评估, 证据推理与置信规则库建模方法.

E-mail: huguanyu0708@163.com

(HU Guan-Yu Associate professor at the College of Information Science and Technology, Hainan Normal University. His research interest covers complex system modeling and safety assessment, evidential reasoning and belief rule base modeling method.)



李思作 火箭军驻 7111 厂军事代表室工程师. 主要研究方向为伺服系统的研制、生产及故障诊断.

E-mail: redeastfan@gmail.com

(LI Si-Zuo Engineer at the Military Representative Room of the Rocket Army. His research interest covers

the development, production and fault diagnosis of servo mechanism.)



李改灵 火箭军工程大学控制科学与工程专业博士研究生. 主要研究方向为故障诊断, 多元信息融合技术.

E-mail: senior568_lee@163.com

(LI Gai-Ling Ph.D. candidate in control science and engineering at the Rocket Force University of Engineering. Her research interest covers fault diagnosis,

multi-source information fusion technology.)



贺维 黑龙江农业工程职业学院讲师. 主要研究方向为置信规则库和深度学习.

E-mail: he_w_1980@163.com

(HE Wei Lecturer at Heilongjiang Agricultural Engineering Vocational College. His research interest covers

evidential reasoning and deep learning.)