

基于属性可靠度置信规则库的轴承故障诊断研究

王 铎, 于 延, 贺 维

(哈尔滨师范大学 计算机科学与信息工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150025)

摘要: 轴承故障诊断是旋转器械健康管理中的一个关键问题。然而,在工程实践中,轴承的观测数据可能会受到一些干扰因素的影响,包括传感器质量和环境中的噪声等。在传统置信规则库(BRB)中,其模型推理假定输入数据完全可靠,但不可靠的观测数据会使BRB精度降低。具有属性可靠度的置信规则库模型(BRB-r)提供了一种建模框架和分析方法,是一个能够聚合不可靠定量数据和专家知识的系统。为提高轴承故障诊断精度,提出一种基于BRB-r的轴承故障诊断模型。首先,基于统计方法计算属性可靠度;然后,使用证据推理作为模型的推理机;最后,采用投影协方差矩阵自适应进化策略(P-CMA-ES)对模型进行参数优化。验证实验结果表明,BRB-r在一定程度上能够消除观测数据中不确定性信息的影响,并对不可靠数据进行有效处理,具备良好的诊断效果。

关键词: 故障诊断;置信规则库;属性可靠度;证据推理

DOI:10.11907/rjdk.241036

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

中图分类号:TP181

文献标识码:A

文章编号:1672-7800(2024)003-0094-05



Research on Bearing Fault Diagnosis Based on Belief Rule Base with Attribute Reliability

WANG Duo, YU Yan, HE Wei

(College of Computer Science and Information Engineering, Harbin Normal University, Harbin 150025, China)

Abstract: Bearing fault diagnosis is a key issue in the health management of rotating instruments. However, in engineering practice, the observation data of bearings may be affected by some interference factors, including sensor quality and environmental noise. In traditional belief rule bases (BRB), the model inference assumes that the input data is completely reliable, but unreliable observation data can reduce the accuracy of BRB. The Belief Rule Base Model with Attribute Reliability (BRB-r) provides a modeling framework and analysis method, and is an expert system that can aggregate unreliable quantitative data and expert knowledge. To improve the accuracy of bearing fault diagnosis, a new bearing fault diagnosis model based on BRB-r is proposed. Firstly, calculate the reliability of attributes based on statistical methods; Then, use evidence reasoning as the inference engine of the model; Finally, the projection covariance matrix adaptive evolution strategy (P-CMA-ES) is used to optimize the model parameters. The verification experiment results show that BRB-r can to some extent eliminate the influence of uncertain information in observation data and effectively process unreliable data, with good diagnostic performance.

Key Words: fault diagnosis; belief rule base; attribute reliability; evidential reasoning

0 引言

旋转机械中最重要的部件为滚动轴承。目前,大多数旋转机械工作量巨大,在高负荷、强冲击的复杂环境下,滚动轴承常常在内圈、外圈和滚珠部位产生故障。如果不能

及时发现并排除故障,设备往往会停机,导致巨大的经济损失,甚至发生安全事故^[1]。在旋转机械中,故障诊断与预测的主要目的为降低使用与支持成本,提高器械完整性与安全性,从而以更少的成本进行基于状态的维护^[2]。

故障诊断方法可分为基于模型的方法、基于知识驱动的方法和基于数据驱动的方法3种类型^[3-6]。基于模型的

收稿日期:2024-01-10

基金项目:教育部产学合作协同育人项目(220601311200013);黑龙江省社会科学基金项目(21GLC189);黑龙江省外国专家项目(GZ20220131);黑龙江省高等教育教学改革研究项目(SJGY20220350,SJGY20210456)

作者简介:王铎(1999-),男,哈尔滨师范大学计算机科学与信息工程学院硕士研究生,研究方向为置信规则库;于延(1976-),男,硕士,CCF高级会员,哈尔滨师范大学计算机科学与信息工程学院教授、硕士生导师,研究方向为智能教育信息处理。本文通讯作者:于延。

故障诊断方法实施的前提为了解目标系统的数学模型。该类方法可以深入了解目标系统的基本性能,但对于复杂的动态系统来说,建立高可靠性的数学模型很难,相关故障诊断工作受到很大限制^[7]。

基于知识驱动的故障诊断方法利用领域专业知识识别、推理和解释复杂系统中的异常情况,其实施依赖于包含正常行为、故障模式和症状—故障关系信息的知识库^[8]。该类方法依赖于专家知识的准确性,难以进行复杂系统的建模。基于数据驱动的故障诊断方法的核心为获取数据。滚动轴承的状态与振动信号是相互补充的,滚动轴承发生故障时通常伴随着振动冲击信号。在滚动轴承的不同位置安装传感器收集振动信号可判断其状态。然而该方法很大程度上依赖于收集数据的质量,且缺乏一定的可解释性^[9]。

置信规则库(Belief Rule-Base, BRB)是由Yang等^[10]于2006年提出的一种基于知识与数据混合驱动的建模方法,其在建立复杂系统模型时能有效整合定量数据与定性知识。基于Dempster规则和IF-THEN规则, BRB能够处理包含模糊、不完整或不确定性的观测数据,在复杂系统建模方面有良好表现^[11]。

目前, BRB在许多领域得到了应用,如计划生产^[12]、医学决策^[13]和安全评估等^[14-16]。其在确保模型有较高精度的前提下能够有效保证其可解释性。因此,本文提出基于属性可靠度置信规则库(Belief Rule-Base with Reliability, BRB-r)的轴承故障诊断方法,其基于统计方法提出一种属性可靠性计算方法,通过给定的初始容差范围剔除不可靠的观测数据,对轴承故障诊断有较高的准确性,亦具有更好的鲁棒性。

1 问题描述

在基础BRB研究中,通常假设属性是完全可靠的,模型输入中不应存在噪声。然而,在工程实践中,观测数据可能受到一些干扰因素的影响,这些因素将噪声引入观测数据,从而降低了BRB的建模精度^[17]。

干扰因素大体可分为传感器质量和环境噪声两类。首先,当传感器长时间工作时,其追踪能力可能会下降,无法准确追踪系统特性;其次,实际工作环境中的噪声会导致观测数据不规则地波动^[18]。当将不可靠的观测数据输入BRB模型时,属性可靠性不等于1,建模精度可能会受到影响^[19]。本文提出的BRB-r模型中,属性可靠性反映了属性表示正确系统信息的能力,是属性的固有特性,可从观测数据中获得。此外, BRB模型的初始参数由专家给出,由于专家意见具有主观性,可能使其不能给出准确信息来构造模型,这部分不确定性对于BRB建模存在一定影响,因此还需要训练模型、调整参数^[20]。

2 属性可靠度获取方法

在BRB-r中,属性可靠性表示在工程实践中扰动因素对观测数据的影响^[21]。本文假设扰动因素在一段时间内保持稳定,系统状态保持稳定,属性可靠性在这段时间内为一个常数,可以从观测数据中计算得出。当观测数据受到扰动因素的影响时,其值会波动并包含误差。如果扰动达到一定程度,观测数据将超出波动范围,无法反映真实的系统特征,此时表示数据是不可靠的。本文基于统计方法设计了一种属性可靠性计算方法,其中专家给出一个容差范围,以筛选不可靠的观测数据。在该计算方法中,观测数据和专家知识均得到了应用。

本文假设,在实验当中第*i*个属性 x_i 的观测数据为 $x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(j), \dots, x_i(m_i)$, $i = 1, \dots, M$,其中 m_i 为在BRB-r模型中第*i*个属性的观测数据总数。 $(\bar{x}_i - \psi\sigma_i \leq x_i \leq \bar{x}_i + \psi\sigma_i)$ 表示观测数据波动的容差范围,其中 \bar{x}_i 表示第*i*个属性的观测数据均值; σ_i 表示第*i*个属性的观测数据标准差; ψ 为观测数据的容差系数, ψ 值由专家确定,通过对观测数据的分析给出。不同的容差范围对观测数据中错误信息的处理会有些许差异。当属性对应的观测数据变化幅度很大时,可以认为某些错误在系统内是可以被接受的,相应的, ψ 的数值可以大一些;当观测数据变化幅度很小时,则认为系统处于一个相对稳定的状态,此时受到干扰的可能性较小,相应的, ψ 的数值需要小一些。

在确定容差范围后,隐含在观测数据中的不可靠数据可以被筛选出来。具体操作为将存在于容差范围内的观测数据认定为可靠数据,如果 $\bar{x}_i - \psi\sigma_i < x_i(j)$ 或 $x_i(j) > \bar{x}_i + \psi\sigma_i$,则意味着观测数据 $x_i(j)$ 是不可靠的。根据 m_i 的数量依次对观测数据 $x_i(j)$ 进行可靠性计数,其在容差范围内则记为1,否则记为0。统计完成后得到 m_i 个观测数据的可靠数据个数,然后计算得出属性可靠度 r_i 。可靠度 r_i 计算流程如图1所示。图中, r_i 表示属性可靠度; m_i 表示第*i*个属性对应的观测数据数量; y_i 表示观测数据中可靠数据量的总数; y_i^j 表示 m_i 个观测数据中第*j*个数据的可靠性,1代表可靠,0代表不可靠; M 表示属性数量。

3 基于BRB-r的故障诊断方法

基于BRB-r的故障诊断方法大体可分为以下3个步骤:①模型构建。包括知识库生成与模型初始参数设置,需要设置的参数包括置信度、属性参考值以及属性权重,由专家确定相应的参数值;②推理。可细分为匹配度计算、规则激活权重计算、规则融合、效用计算4个阶段,根据所设参数通过ER(Evidence Reference)算法得到模型的输出结果;③优化。通过设置最大迭代次数、约束条件和目标函数,实现对模型参数集的优化,使模型精度被控制

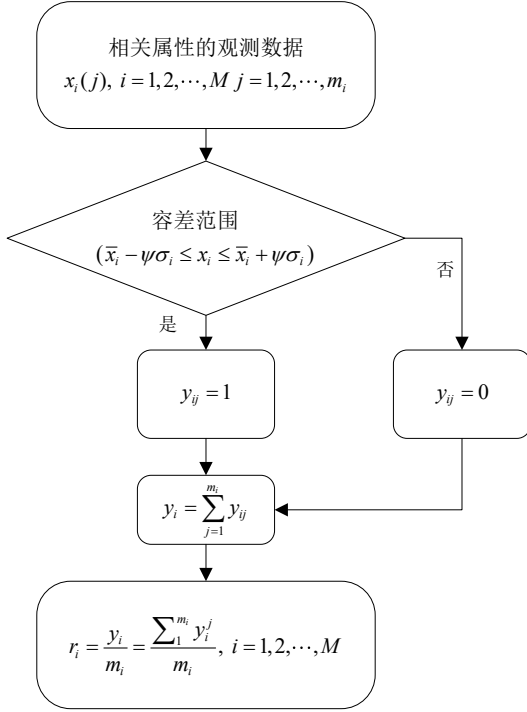


Fig. 1 Reliability r_i calculation flow
图1 可靠度 r_i 计算流程

在一个稳定的区间内,以消除模型中由专家知识的主观性引起的不确定性。

3.1 模型构建

BRB-r是由多个IF-THEN规则组成的专家知识库,通过专家给定置信度,实现输入与输出之间的映射。BRB-r中第 k 条规则描述为:

$$R_k: \text{If } (x_1 \text{ is } A_1^k) \wedge \cdots \wedge (x_M \text{ is } A_M^k) \\ \text{Then result is } \{(D_1, \beta_1^k), \cdots, (D_N, \beta_N^k)\} \\ \text{with rule weight } \theta_k, \text{ attribute weight } \delta_i \\ \text{and attribute reliability } r_i (i = 1, 2, \cdots, M) \quad (1)$$

式中: x_i 表示第 i 个属性; A_i^k 表示第 k 条规则中 x_i 对应的参考值; D_i 表示结果值; β_i^k 表示第 k 条规则中结果 D_i 所分配的置信度; θ_k 表示第 k 条规则的权重; δ_i 表示属性权重; r_i 表示属性可靠度; N 表示结果数量; M 表示属性数量。

目前,一部分关于BRB的研究中考虑到了证据权重与可靠性。然而,属性与证据之间存在明显区别:证据用于支持一个命题,而属性只能提供系统信息。因此,为消除不可靠观测数据的影响,在BRB-r中考虑了属性的权重与可靠性。此外,BRB-r中的属性可靠性与属性权重并非是相互替代的关系,属性权重表示属性的相对重要性,由专家确定;而属性可靠性通过观测数据确定,不能由专家

$$\beta_n = \frac{\mu \left[\prod_{k=1}^L (w_k \beta_{j,k} + 1 - w_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k}) - \prod_{k=1}^L (1 - w_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k}) \right]}{1 - \mu \left[\prod_{k=1}^L (1 - w_k) \right]} \quad (7)$$

$$\mu = \left[\sum_{n=1}^N \prod_{k=1}^L (w_k \beta_{j,k} + 1 - w_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k}) - (N-1) \prod_{k=1}^L (1 - w_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k}) \right]^{-1}$$

改变。

3.2 推理

3.2.1 匹配度计算

在BRB-r中,匹配度计算采用输入属性与规则链接的方法,通过参考值与输入属性值的关系计算得出。计算方法为:

$$\alpha_i^j = \begin{cases} \frac{A_i^{k+1} - x_i}{A_i^{k+1} - A_i^k}, & j = k, \text{ if } A_i^k \leq x_i \leq A_i^{k+1} \\ 1 - \frac{A_i^{k+1} - x_i}{A_i^{k+1} - A_i^k}, & j = k + 1 \\ 0, & j = 1, 2, \cdots, m, j \neq k, k + 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: A_i 表示属性 x_i 在符合上下界条件下的参考值,通常 x_i 会处于两个参考值之间; m 表示模型中第 i 个属性 x_i 所设参考值数量。当 α_i^j 为0时,意味着 x_i 超出参考值给出的范围,该数据未在知识库中匹配到相应规则。

3.2.2 规则激活权重计算

通过匹配度计算可以获得一个输入属性数据对应的两个匹配值,其对应规则数量为2,意味着多个属性输入对应并非一条规则,不同规则对输入属性的推理结果会有不同程度的影响。因此,需要计算激活规则的权重,还需考虑属性可靠度对规则的影响。计算方法为:

$$\bar{\delta}_i = \frac{\delta_i}{\max_{i=1,2,\dots,M} \{\delta_i\}}, \quad (0 \leq \bar{\delta}_i \leq 1) \quad (3)$$

式中: δ_i 表示属性权重; $\bar{\delta}_i$ 表示相对属性权重。

C_i 表示属性权重与属性可靠度的整合参数。计算公式为:

$$C_i = \frac{\bar{\delta}_i}{1 + \bar{\delta}_i - r_i} \quad (4)$$

若属性完全可靠时,则 $C_i = 1$ 或 $r_i = 1$; 反之,则 $C_i < 1$ 或 $r_i < 1$ 。

∂_k 表示考虑属性权重与属性可靠度的规则权重。计算公式为:

$$\partial_k = \prod_{i=1}^M (\alpha_k^i)^{C_i} \quad (5)$$

第 k 条规则的激活权重计算公式为:

$$w_k = \frac{\theta_k \partial_k}{\sum_{l=1}^L \theta_l \partial_l} \quad (6)$$

式中: θ_k 表示第 k 条规则的置信度; L 表示BRB-r中的规则数量; $1 \geq w_k \geq 0, \sum_{k=1}^L w_k = 1$ 。

3.2.3 规则融合及效用计算

单一规则无法作为评判结果的标准,需要通过ER解析算法进行规则融合。计算方法为:

式中: β_n 表示输出结果 D_n 的置信度; N 表示模型的输出结果数量。

融合规则后,通过效用计算获得BRB-r的输出结果。表示为:

$$y = \sum_{n=1}^N u(D_n) \beta_n \quad (8)$$

式中: y 表示模型最终输出结果; $u(*)$ 表示对结果的效用转换。

3.3 优化

上述构建的初始BRB-r模型参数由专家给定,带有主观的不确定性。为抵消这种不确定性对模型精度的影响,还需对模型进行训练,调整其参数。投影协方差矩阵自适应进化策略(Projection Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy, P-CMA-ES)是一种性能强大的群智能优化算法,具备精度高、收敛快的特点,已被证实BRB模型参数训练中具备较高适配性^[22],本文采用该算法调整BRB-r模型参数。

MSE为结果值方差。计算公式为:

$$MSE = \frac{1}{all} \sum_{i=1}^{all} (y - y')^2 \quad (9)$$

式中: all 表示输入的数据总数; y 表示BRB-r输出的结果状态; y' 表示实际结果值。

$\min MSE(*)$ 为目标优化函数,即最小均方误差。表示为:

$$\min MSE(\theta_k, \beta_{n,k}, \delta_i) \quad (10)$$

其约束条件为:

$$0 \leq \theta_k \leq 1, k = 1, 2, \dots, L \quad (11)$$

$$0 \leq \beta_{n,k} \leq 1, \sum_{n=1}^N \beta_{n,k} \leq 1, n = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

$$0 \leq \delta_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, M \quad (13)$$

模型参数具体优化流程如图2所示。

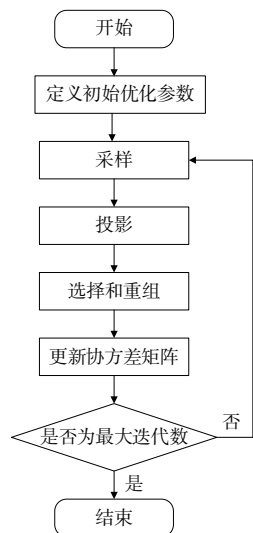


Fig. 2 Specific optimization process for model parameters

图2 模型参数具体优化流程

4 验证实验

4.1 数据集

选择美国凯斯西储大学的轴承数据集,对不同类型的故障随机取样生成1 000个数据。选择原始数据时域状态下的裕度因数(TM)以及频域状态下的均值(FM)作为模型的输入属性。训练集与测试集的划分比例为8:2。

4.2 参数设置

BRB-r中容差参数设为2.1,则属性 x_i 的容差范围为 $(\bar{x}_i - 2.1\sigma_i \leq x_i \leq \bar{x}_i + 2.1\sigma_i)$ 。属性权重分别设为TM(0.965 8)和FM(0.993)。属性参考值设置如表1所示。结果参考值设置如表2所示。

Table 1 Attribute reference value setting

表1 属性参考值设置

属性	参考点
TM	(209) (123.3) (90.77) (65) (56.11)
	(38.68) (34.18) (24.36) (19.88) (16.6)
	(0.017 5) (0.136) (0.129) (0.105) (0.007)
FM	(0.005 1) (0.003 4) (0.03) (0.002 5)
	(0.001 1) (0)

Table 2 Result reference value setting

表2 结果参考值设置

参考点	参考值
N	0
IRF	1
BF	2
ORF	3

4.3 模型输出结果

分别在相同轮次下对BRB与BRB-r进行10次实验,取其输出结果的平均值进行比较,拟合效果如图3(彩图扫描可见)所示。可以看出,BRB-r的诊断结果在某些节点处比BRB更接近真实值,诊断精度更高。

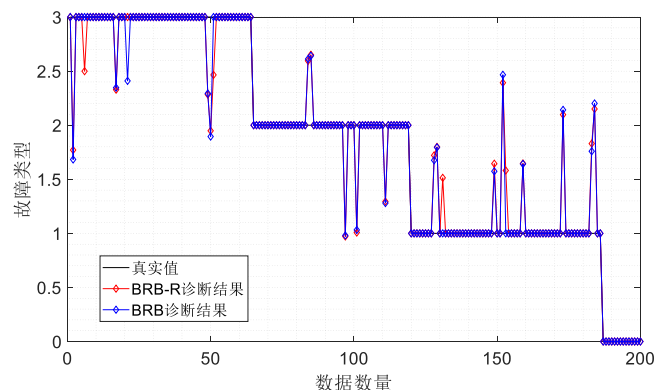


Fig. 3 Fitting effect of BRB and BRB-r

图3 BRB与BRB-r拟合效果

4.4 比较实验

将本文模型与BRB模型以及传统机器学习模型支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、K最邻近(K-Near-

est Neighbor, KNN)分类算法、BP神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)进行准确率比较。实验结果如表3所示。可以看出, BRB-r模型准确率最高, 且具有较好的鲁棒性。

Table 3 Comparative test result

表3 比较实验结果

%

模型	MaxAcc	MinAcc	MeanAcc
BRB-r	91.04	88.82	89.53
BRB	89.55	73.05	83.70
BPNN	70.10	58.50	61.50
KNN	64.73	62.52	63.13
SVM	47.80	43.50	44.20

5 结语

针对轴承数据在采集过程中易受到噪音干扰, 导致数据可靠性下降这一问题, 本文综合考虑属性可靠度建立 BRB-r模型, 通过设立容差区间判断数据的可靠性, 有效消除了噪音的影响, 提高了轴承故障诊断准确率。

此外, 模型参数具备物理意义, 方便专家知识的应用; 推理过程明确, 具备一定的可解释性。然而受限于实验条件, 无法从更多角度验证模型的有效性, 且 BRB-r 对 BRB 的性能提升有限, 无法判断其在其他应用场景下的有效性。今后将继续加深关于 BRB 属性可靠性的研究。

参考文献:

- [1] HE J, OUYANG M, YONG C, et al. A novel intelligent fault diagnosis method for rolling bearing based on integrated weight strategy features learning [J]. *Sensors*, 2020, 20(6): 1774.
- [2] PENG Y, LIU D O, PENG X Y. A review: prognostics and health management [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2010, 24(1): 1-9.
- [3] SUN J Y, ZHAN W X, SUN X B, et al. Fault diagnosis method of end-to-end low-speed and heavy-load bearing based on convolutional neural network [J]. *Manufacturing Automation*, 2023, 45(12): 194-198. 孙佳韵, 战卫侠, 孙显彬, 等. 基于卷积神经网络的端到端低速重载轴承故障诊断方法 [J]. *制造业自动化*, 2023, 45(12): 194-198.
- [4] LU C, WANG Z Y, ZHOU B. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using hierarchical convolutional network based health state classification [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, 32: 139-151.
- [5] CERRADA M, SÁNCHEZ R V, LI C, et al. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99: 169-196.
- [6] ALSHORMAN O, IRFAN M, SAAD N, et al. A review of artificial intelligence methods for condition monitoring and fault diagnosis of rolling element bearings for induction motor [J]. *Shock and Vibration*, 2020, 2020: 8843759.
- [7] QIN Y. A new family of model-based impulsive wavelets and their sparse representation for rolling bearing fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 65(3): 2716-2726.
- [8] SUN X B, JIA X M. A fault diagnosis method of industrial robot rolling bearing based on data driven and random intuitive fuzzy decision [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 148764-148770.
- [9] GRASSO M, CHATTERTON S, PENNACCHI P, et al. A data-driven method to enhance vibration signal decomposition for rolling bearing fault analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81: 126-147.
- [10] YANG J B, LIU J, WANG J, et al. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach-rimer [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-part A: Systems and Humans*, 2006, 36(2): 266-285.
- [11] ZHOU Z J, HU G Y, ZHANG B C, et al. A model for hidden behavior prediction of complex systems based on belief rule base and power set [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 48(9): 1649-1655.
- [12] LI B, WANG H W, YANG J B, et al. A belief-rule-based inference method for aggregate production planning under uncertainty [J]. *International Journal of Production Research*, 2013, 51(1): 83-105.
- [13] KONG G L, JIANG L L, YIN X F, et al. Combining principal component analysis and the evidential reasoning approach for healthcare quality assessment [J]. *Annals of Operations Research*, 2018, 271: 679-699.
- [14] LI G L, ZHOU Z J, HU C H, et al. A new safety assessment model for complex system based on the conditional generalized minimum variance and the belief rule base [J]. *Safety Science*, 2017, 93: 108-120.
- [15] LIU J D, HAO J G, HUANG J. Equipment battle damage assessment based on belief rule base reasoning [J]. *Computer Systems & Applications*, 2022, 31(4): 213-220. 刘嘉迪, 郝建国, 黄健. 基于置信规则库推理的装备战损等级评定 [J]. *计算机系统应用*, 2022, 31(4): 213-220.
- [16] ZHU H L, JIA R X, ZHANG L, et al. Turbofan engine fault prediction based on evidential reasoning and belief rule base [J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(9): 2074-2086. 朱海龙, 贾如侠, 张亮, 等. 基于证据推理和置信规则库的涡扇发动机故障预测 [J]. *系统仿真学报*, 2022, 34(9): 2074-2086.
- [17] LEI C L, SHI J S, MA S Z, et al. Based on MSDCNN in strong noise environment rolling bearing fault diagnosis method [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*: 1-13. [2024-02-15]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0456>. 雷春丽, 史佳硕, 马淑珍, 等. 强噪声环境下基于 MSDCNN 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *北京航空航天大学学报*: 1-13. [2024-02-15]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0456>.
- [18] CONSILVIO A, DI FEBBRARO A, SACCO N. A rolling-horizon approach for predictive maintenance planning to reduce the risk of rail service disruptions [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2020, 70(3): 875-886.
- [19] KONG G L, XU D L, YANG J B, et al. Belief rule-based inference for predicting trauma outcome [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 95: 35-44.
- [20] ZHAO L H, CHENG X Y, GAO L, et al. Semi-quantitative safety assessment method for liquid rocket body structure [J]. *Journal of Harbin University of Science and Technology*: 1-7. [2024-01-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1404.N.20230531.2122.050.html>. 赵丽华, 程晓玉, 高璐, 等. 液体火箭箭体结构的半定量安全状态评估方法 [J]. *哈尔滨理工大学学报*: 1-7. [2024-01-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1404.N.20230531.2122.050.html>.
- [21] FENG Z C, ZHOU Z J, HU C H, et al. A new belief rule base model with attribute reliability [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2018, 27(5): 903-916.
- [22] FENG Z C, HE W, ZHOU Z J, et al. A new safety assessment method based on belief rule base with attribute reliability [J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2020, 8(11): 1774-1785.

(责任编辑:尹晨茹)