

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202502003

考虑测试履历影响的惯导系统 健康状态评估方法

熊子龙, 曹 哲

(火箭军工程大学, 陕西 西安 710025)

摘 要: 针对飞行器惯导系统测试影响、数据模态不均衡和专家知识不确定等对惯导系统健康评估精度产生影响的问题, 构建了一种考虑测试履历影响的置信规则库模型 (Belief Rule Base with Test Impact, BRB-T)。首先, 通过引入累计测试次数与通电时长来反映测试履历对惯导系统健康评估的影响, 提出一种基于自度量的测试履历影响转换方法, 从而将测试次数和通电时长 2 个不同量级指标转换到统一度量框架下。然后, 基于所构建的 BRB-T 模型, 提出了一种考虑测试履历影响的飞行器惯导系统健康状态评估方法, 以提高飞行器惯导系统在多次通电测试下的健康评估精度。其中, 在所构建的 BRB-T 模型中, 通过专家规则构建过程实现专家知识的嵌入, 并通过少量非均衡数据对模型参数进行优化调整, 实现了知识数据互补增强。最后, 利用某型号飞行器惯导系统对所提出方法的有效性开展了实验验证。结果表明: 该方法的健康评估误差为 0.013 1, 相比于神经网络、模糊推理等数据/知识驱动方法的精度分别提高了 59.06% 和 69.61%, 证明了所提方法的有效性。

关键词: 健康评估; 惯导系统; 测试履历影响; 置信规则库

中图分类号: TP29

文献标志码: A

文章编号: 2097-2741(2025)02-022-07

Health Assessment Method for Inertial Navigation Systems with Consideration of Test Impact

XIONG Zilong, CAO Zhe

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: To address the influences of test impact, data model imbalance, and expert knowledge uncertainty on the health assessment accuracy of INS (Inertial Navigation System), a BRBT (Belief Rule Base with Test Impact) model was proposed. First, the cumulative number of tests and power-on time were introduced to reflect the test impact on INS health assessments. A test impact conversion method based on self-measurement was proposed to convert the test frequency and power-on duration, which were indicators at two different levels, into a unified measurement

收稿日期: 2024-12-09

基金项目: 国家自然科学基金 (62203461, 62203365)

第一作者: 熊子龙 (1994—), 男, 硕士研究生, 主要从事复杂系统健康管理、故障诊断与置信规则库研究。

E-mail: 13870883089@163.com

引用格式: 熊子龙, 曹哲. 考虑测试履历影响的惯导系统健康状态评估方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (2): 22-28. XIONG Zilong, CAO Zhe. Health assessment method for inertial navigation systems with consideration of test impact[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (2): 22-28.

framework. Subsequently, based on the BRB-T model, a new health assessment method for aircraft INS with consideration of test impact was proposed to improve the accuracy of the health assessment of aircraft INS under multiple power-on tests. In the BRB-T model, expert knowledge was achieved through the process of constructing expert rules. Complementary enhancement of knowledge data was achieved by optimizing and adjusting the model parameters using a small amount of disequilibrium data. Finally, the effectiveness of the proposed method was verified using the INS of a certain type of aircraft. The results show that the health assessment error of the proposed method is 0.013 1, which improves the accuracy by 59.06% and 69.61% respectively compared with data/knowledge-driven methods, such as neural networks and fuzzy reasoning, demonstrating the effectiveness of the proposed method.

KEYWORDS: health assessment; inertial navigation system; test impact; belief rule base

惯导系统是飞行器感知自身位置姿态信息的关键部件, 其健康状态直接影响飞行器的控制性能。作为一种精密仪器, 惯导系统在长期加电下会导致其陀螺仪等核心部件性能发生退化, 严重时会引起突发故障导致惯导系统无法正常工作^[1-3]。因此, 准确评估惯导系统性能状态, 为飞行器控制系统生成控制指令提供准确位置姿态信息尤为重要。

当前, 针对惯导系统健康状态评估问题, 按照建模过程中所使用的惯导信息不同, 现有研究方法可以分为数据驱动的建模方法、知识驱动的建模方法和知识数据混合驱动的建模方法^[4]。例如, 北京交通大学曲芮娇^[5]利用惯导系统大量测试数据和粒子群算法实现了惯导系统健康管理; 吴克雄等^[6]提出一种基于专家系统和数据驱动的惯导系统健康状态评估方法; 董昕昊等^[7]通过构建分层置信规则库建立了惯导系统性能评估模型。

飞行器惯导系统作为一种典型的高精密、高价值、高精度的复杂机电设备, 在开展健康状态评估过程中面临以下3个方面问题^[8]。一是由于惯导系统自身设计可靠且工作环境相对稳定, 出现故障的概率较低, 大规模开展惯导系统不同性能状态下的重复实验所需成本极高, 从而导致所获取的数据中大部分为正常数据, 故障数据较少, 数据模态极不均衡; 二是系统内部各部件工作机理耦合, 尤其是其稳定、温控等回路影响陀螺仪、加速度计等关键部件健康状态, 专家在开展评估过程中无法同时准确兼顾全部要素, 导致所给出的专家知识存在较强的不确定性; 三是惯导系统在通电状态下性能退化速率高于平时状态, 而在开展飞行器单元、综合测试过程中均需对惯导系统进行加电测试, 进而导致其性能退化, 呈现不

规律、阶跃性等特点, 影响健康评估精度。在已有研究工作中, 知识驱动和数据驱动的方法分别是基于专家对惯导系统的认知和基于惯导系统的测试数据来对其开展评估, 无法解决上述前2方面的问题^[4-6]。另外, 在现有知识数据混合驱动的健康状态评估方法中, 通常假设日常测试次数、累计通电时间对惯导系统自身性能没有影响, 无法充分考虑测试履历对惯导系统健康状态变化的影响^[7]。因此, 现有研究方法均无法同时解决惯导系统健康评估过程中所面临的故障数据匮乏、知识不确定和累计测试影响所带来的问题。

置信规则库 (Belief Rule Base, BRB) 作为一种半定量建模方法, 通过 IF-THEN 规则实现了不确定性专家知识的嵌入, 然后通过少量测试数据对专家所构建的规则库参数进行调整, 实现了知识数据的混合驱动, 能够有效提升高价值样本少和知识不确定情况下的建模精度^[9]。但在 BRB 模型中, 其监测数据的输入仅仅是单次测试的数据, 未将测试数据产生的系统履历, 即累计测试次数和累计通电时间等, 融入到建模过程中。因此, 本文构建了一种考虑测试履历影响的 BRB 模型 (BRB with Test Impact, BRB-T), 并提出一种新的融合累计测试次数与通电时间的测试影响因子计算方法, 量化分析了测试履历对惯导系统健康状态的影响规律, 进而基于 BRB-T 构建了惯导系统健康状态评估模型, 并通过某型号飞行器惯导系统测试数据对其进行了实验验证。

1 问题描述与模型构建

1.1 惯导系统健康评估问题描述

在对惯导系统开展健康状态评估过程中会面

临以下 2 个方面问题。

1) 测试履历影响因素的统一度量。测试履历包括累计测试次数和累计通电时间, 由于这 2 个指标的量纲不同, 导致分析其影响时无法直接使用, 需要对其进行归一化处理, 即将测试次数影响与累计通电时间影响进行统一度量。

2) 测试履历影响下的健康状态评估。在获得测试履历归一化指标后, 将其对健康状态的影响反映到测试指标、模型参数等建模过程量中, 建立映射模型, 即

$$y(t) = \Psi \{I_1(t), I_2(t), \dots, I_M(t), \zeta\} \quad (1)$$

式中: $y(t)$ 为评估得到的健康状态; $I_1(t), I_2(t), \dots, I_M(t)$ 为惯导系统的 M 个测试指标; Ψ 为所构建的非线性映射关系^[10-12]; ζ 为计算得到的测试影响因子。

1.2 惯导系统健康评估模型构建

针对上述 2 个问题, 基于 BRB-T 构建考虑测试履历影响的惯导系统健康状态评估模型。假设 BRB-T 模型共包含 L 条 IF-THEN 规则, 其中的第 k 条规则^[13]为

$$\begin{aligned} R_k(t) : & \text{If } I_1(t) \text{ is } A_1^k \wedge I_2(t) \text{ is } A_2^k \cdots \wedge I_M(t) \text{ is } A_M^k, \\ & \text{then } y(t) \text{ is } \{ (H_1, \beta_{1,k}), \dots, (H_N, \beta_{N,k}) \} \\ & \left(\sum_{j=1}^N \beta_{j,k} \leq 1 \right) \\ & \text{with rule weight } \theta_k, \text{ characteristic weight} \\ & \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_M \text{ and test impact } \zeta \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $A_1^k, A_2^k, \dots, A_M^k$ 为其对应指标的参考等级, 即实现多源测试指标统一度量的转换; $H_1, H_2, \dots, H_N$ 为 N 个健康状态等级; $\beta_{1,k}, \beta_{2,k}, \dots, \beta_{N,k}$ 为其对应得到的置信度; θ_k 和 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_M$ 分别为规则权重和指标权重。在上述所构建的模型中, 为处理测试履历影响, 引入了测试影响因子 ζ , 并通过 IF-THEN 规则构建了惯导系统监测指标与健康状态之间的非线性映射关系。

2 健康评估模型推理过程

2.1 测试履历影响因子计算方法

惯导系统测试履历包括累计测试次数和累计通电时间。累计测试次数主要通过频繁启动加电来影响惯导系统性能状态, 累计通电时间主要通过加电状态下其内部陀螺仪、各回路等性能退化影响惯导系统性能状态。累计测试次数与累计通

电时间之间存在一定的关联性, 即累计通电时间可能受测试次数的影响, 存在测试次数少但通电时间长的情况^[14-15]。因此, 在计算测试履历影响因子时, 需要综合考虑 2 个指标之间的关联关系, 提出测试履历影响因子计算方法为

$$\zeta = \tau_1 \frac{c}{C} + \tau_2 \frac{t}{T} \quad (3)$$

式中: c 和 t 分别为该惯导系统当前的累计测试次数和累计通电时间; C 和 T 分别为惯导系统理论测试次数和累计通电时间上限, 是由惯导系统生产厂家根据其疲劳试验所确定的使用边界; τ_1 和 τ_2 分别为测试次数和测试时间的权重因子, 根据惯导系统实际使用操作规范给出, 即测试流程所规定的测试项目、测试时间、测试间隔等^[7]。在式 (3) 中, 将履历已用情况与其边界情况的比值作为测试履历影响的基础参数, 同时也是能够最为直接反映履历影响的参数。

2.2 模型推理过程

在计算得到测试履历影响因子后, 将其融入到规则库推理过程中, 实现履历影响下的惯导系统健康状态评估, 主要有以下 4 个步骤。

1) 输入信息转换。由于惯导系统测试指标信息多元, 不同输出量之间无法直接融合使用, 需要首先将其转换到统一度量下, 转换方法为

$$P_i^j = \begin{cases} \frac{A_i^{(k+1)} - I_i^*}{A_i^{(k+1)} - A_i^k} & j = k \text{ if } A_i^k \leq I_i^* \leq A_i^{(k+1)} \\ \frac{I_i^* - A_i^k}{A_i^{(k+1)} - A_i^k} & j = k + 1 \\ 0 & j = 1, 2, \dots, L, j \neq k, k + 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中: I_i^* 为惯导系统的测试指标; $A_i^{(k+1)}$ 和 A_i^k 分别为该指标的参考等级; P_i^j 为转换后得到的第 i 个指标在第 j 条规则上的匹配度^[16-19]。

2) 规则激活。当惯导系统测试指标信息输入到 BRB-T 模型后, 同一组输入信息对于不同的规则激活程度不同, 激活权重 H_k 可表示为

$$H_k = \frac{\theta_k P_k}{\sum_{l=1}^L \theta_l P_l}, \quad k = 1, 2, \dots, L \quad (5)$$

$$P_k = \prod_{i=1}^M (P_i^k)^{\delta_i} \quad (6)$$

$$\bar{\delta}_i = \frac{\delta_i}{\max_{i=1, 2, \dots, M} \{\delta_i\}} \quad (7)$$

式中: P_k 为第 k 条规则的输入信息匹配度, $\bar{\delta}_i$ 为第 i 个指标的相对权重^[20-25]。

3) 激活规则融合。BRB-T 模型中的规则生

成依据检测指标参考等级排列组合产生, 由于每条规则的输入参考等级不同, 其输出结果也不同。因此, 为了将不同激活后规则的输出结果进行融合, 基于证据推理 (Evidential Reasoning, ER) 算法进行规则融合。首先将规则输出结果转换为基本概率质量, 计算表达式为

$$m_{n,k} = H_k \beta_{n,k}, n = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

$$m_{D,k} = 1 - H_k \sum_{n=1}^N \beta_{n,k} \quad (9)$$

$$\bar{m}_{D,k} = 1 - H_k \quad (10)$$

$$\tilde{m}_{D,k} = H_k \left(1 - \sum_{n=1}^N \beta_{n,k} \right) \quad (11)$$

式中: $m_{n,k}$ 和 $m_{D,k}$ 分别为第 k 条规则的确定性基本概率质量和不确定基本概率质量。 $m_{D,k} = \bar{m}_{D,k} + \tilde{m}_{D,k}$, 即不确定性部分由规则不完全激活与输出信息不完备引起。进而对每条规则的基本概率质量进行迭代融合, 计算表达式为

$$m_{n,r(k)} = K_{r(k)} [m_{n,r(k-1)} m_{n,k} + m_{n,r(k-1)} \tilde{m}_{D,k} + m_{D,r(k-1)} m_{n,k}] \quad (12)$$

$$m_{D,r(k)} = \bar{m}_{D,r(k)} + \tilde{m}_{D,r(k)} \quad (13)$$

$$\tilde{m}_{D,r(k)} = K_{r(k)} [\tilde{m}_{D,r(k-1)} \tilde{m}_{D,k} + \tilde{m}_{D,r(k-1)} \bar{m}_{D,k} + \bar{m}_{D,r(k-1)} \tilde{m}_{D,k}] \quad (14)$$

$$\bar{m}_{D,r(k)} = K_{r(k)} [\bar{m}_{D,r(k-1)} \bar{m}_{D,k}] \quad (15)$$

$$K_{r(k)} = [1 - \sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^N m_{n,r(k-1)} m_{l,k}]^{-1} \quad (16)$$

式中: $m_{n,r(k)}$ 和 $m_{D,r(k)}$ 分别为融合前 k 条规则的确定性和不确定性基本概率质量; $K_{r(k)}$ 为归一化系数, 保证融合过程中基本概率之和为 1。

4) 评估结果计算。经过 ER 算法对所有置信规则进行迭代融合后, 得到最终的惯导系统健康评估结果为

$$\beta_n = \frac{m_{n,r(L)}}{1 - \bar{m}_{D,r(L)}}, n = 1, 2, \dots, N \quad (17)$$

$$\beta_D = \frac{\tilde{m}_{D,r(L)}}{1 - \bar{m}_{D,r(L)}} \quad (18)$$

式中: β_n 为第 n 个健康等级的置信度; N 为健康等级的数量, 根据健康评估需求确定。按照常态化设置惯例, $N = 3$, 即健康、亚健康和不健康; β_D 为由于输入信息不确定性导致的输出结果不确定度。最终的惯导系统健康状态可以通过式 (19) 计算得到。

$$H_T = \sum_{n=1}^N \beta_n \mu_n \quad (19)$$

式中: H_T 为计算得到的健康状态评估结果; μ_n 为

第 n 个健康等级的效用, 其大小由专家根据评估结果需求确定。

2.3 模型参数优化

在基于 BRB-T 所建立的惯导系统健康状态评估模型中, 其规则初始参数 (即 $\beta_{1,k}, \beta_{2,k}, \dots, \beta_{N,k}, \theta_k$ 和 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_M$) 由专家给定。受认知局限性、个体差异等因素的影响, 导致专家所给出的初始参数往往存在偏差, 需要通过所获取的少量高价值数据, 即系统各模态不均衡数据, 进行优化学习。由于 BRB-T 模型参数具有与之对应的物理意义, 在优化过程中需要遵循如下约束条件:

$$0 \leq \theta_k \leq 1, k = 1, 2, \dots, L \quad (20)$$

$$0 \leq \delta_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, M \quad (21)$$

$$0 \leq \beta_{n,k} \leq 1 \quad (22)$$

$$\sum_{n=1}^N \beta_{n,k} \leq 1, n = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, L \quad (23)$$

对于惯导系统健康评估这类非线性拟合问题, 其建模精度可以通过输入与输出之间的误差来进行表示, 即均方误差 (Mean Square Error, MSE), 其计算方法为

$$M_{SE} = \frac{1}{Y} \sum_{t=1}^Y (H_T(t) - H_a(t))^2 \quad (24)$$

式中: $H_a(t)$ 为惯导系统实际状态; Y 表示可用优化数据的数量。

因此, 在满足上述约束条件的情况下, 优化模型可表示为

$$\min M_{SE}(H_T, H_a) \quad (25)$$

式 (25) 表示 BRB-T 模型的评估结果与惯导系统实际健康状态之间误差取值最小。在优化算法方面, 本文选用了基于投影协方差矩阵自适应进化算法^[1]。

3 实验验证

3.1 实验设置与数据采集

实验过程中采集了某型号惯导系统在 3 个轴上的陀螺仪脉冲输出, 将一段时间内的累计脉冲量作为测试数据。由于累计测试次数、累计通电时间对加速度计影响较小, 因此在实验中假设其健康状态不变。实验过程中选用了 3 种不同服役时长的惯导系统, 分别代表健康、亚健康和不健康 3 种状态, 并分别在不同的健康状态下采集了 100 组数据, 如图 1 所示。随机选取 150 组数据作为模型训练集, 全部 300 组为测试模型精度使用。

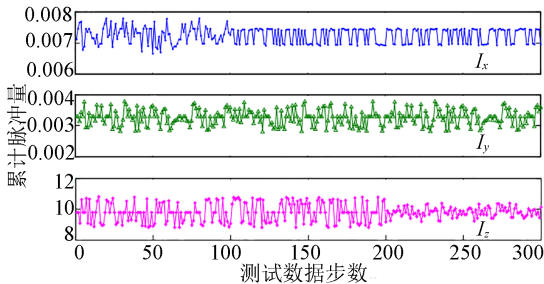


图 1 实验数据集
Fig. 1 Experimental dataset

3.2 模型建立与优化

对于3个轴向陀螺仪，由于测试平台原因，有1个为敏感轴，剩余2个为交叉正交轴。根据监测数据的波动范围，确定了3个陀螺仪监测数据的参考等级选取，即采用4个等级，分别为高、中、低和最低，参考值如表1所示。

表 1 陀螺仪监测指标参考等级和参考值
Table 1 Reference levels and values of monitoring indicators

参考等级	I_x	I_y	I_z
高	0.20	0.10	9.50
中	0.15	0.80	9.00
低	0.10	0.40	7.00
最低	0.00	0.00	6.50

惯导系统的健康状态分为健康、亚健康和不健康3种，其健康等级的效用如表2所示。

表 2 惯导系统健康等级效用
Table 2 Health level utility of inertial navigation system

参考等级	健康	亚健康	不健康
等级效用	1	0.5	0

根据式（1）的规则生成方式，由3个指标和4个参考等级进行排列组合，每条规则的输出等级参考值由专家给定。在优化算法参数设置中，将迭代次数设置为200，通过数据训练得到优化后的惯导系统健康状态评估模型。然后，利用测试数据集对模型进行测试，优化后模型的评估误差为0.013 1，输出结果如图2所示。

从图2中可以看出，优化后的模型能够较为准确地评估惯导系统的健康状态，从而验证了该方法的有效性。另外，在相同训练数据集、测试数据集、优化算法等条件下运行20次后所得到的模型输出误差如图3所示。其误差均值为0.041 2，

方差为 $3.331\ 8\times 10^{-5}$ ，误差方差远小于误差均值，且重复试验过程中精度较为稳定，证明了所提方法具有较高的鲁棒性。

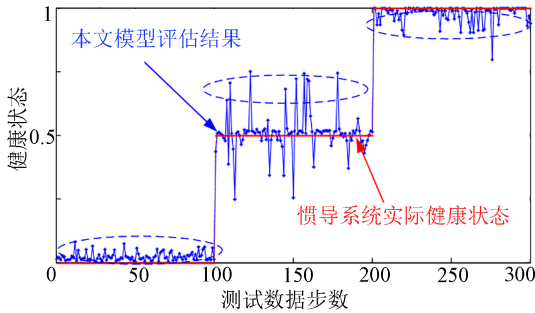


图 2 训练后模型健康状态评估结果
Fig. 2 Health assessment results of optimized model

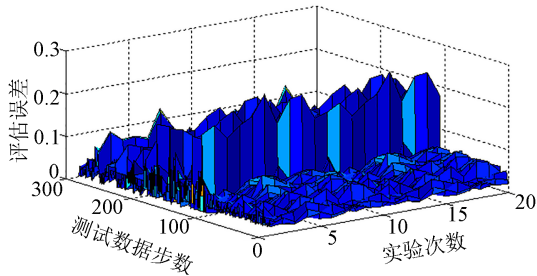


图 3 算法稳定性实验误差结果
Fig. 3 Assessment errors of stability experiments

3.3 效果对比验证

为证明本文方法的有效性，将该方法与传统的数据驱动健康评估方法、知识驱动健康评估方法和现有研究提出的健康评估方法进行了对比验证。实验选取神经网络、模糊推理和 Zhang 等^[12]所提出的置信规则网络模型作为对照，在相同数据集下所得到的健康评估精度如表3所示，输出结果对比如图4所示。

表 3 健康评估精度对比
Table 3 Comparison of health assessment accuracy

算法	评估精度
本文方法	0.013 1
神经网络	0.032 0
模糊推理	0.043 1
置信规则网络模型 ^[12]	0.032 4

本文方法和模糊推理方法中的参数均由同一专家进行赋值，以确保实验的有效性。在神经网络参数设置方面，隐藏层节点数设置为20个，训练200回合，初始学习率设置为0.01，动量项设置为0.9。从表3中可以看出，相比于神经网络、模

糊推理和置信规则网络模型^[12], 本文所提方法的评估精度分别提高了 59.06%、69.61% 和 59.57%, 平均提高约 62.75%。从图 4 中可以看出, 本文所提的输出评估误差较其他 3 种方法有明显降低, 证明其能够有效处理飞行器惯导系统健康状态评估中所面临的故障样本匮乏、知识不确定性和测试履历影响的问题。

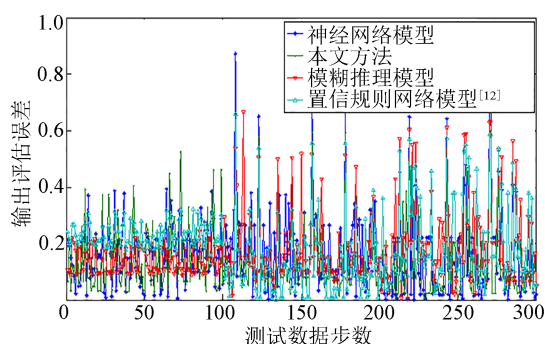


图 4 对比方法输出误差结果

Fig. 4 Comparison of health assessment errors

4 结论

本文构建了一种考虑测试履历影响的置信规则库模型, 针对惯导系统测试履历中累计测试次数和累计通电时间的多源因素影响, 提出了一种基于自度量的测试履历影响转换方法, 将测试次数和通电时长这 2 个不同量级指标转换到统一度量框架下。基于此, 进一步提出考虑测试履历影响的惯导系统健康状态评估方法, 量化了累计测试次数和累计通电时间对健康状态的影响, 提高了测试履历影响下惯导系统健康状态评估精度。

受惯导系统测试环境的影响, 在本文中没有考虑贮存状态对其具有的影响, 后期工作将定量分析其对健康状态评估精度的影响, 以提高本文方法的工程适用性。

参考文献

[1] FENG Z C, ZHOU Z C, YANG R H, et al. Fault-tolerant control based on belief rule base expert system for multiple sensors concurrent failure in liquid launch vehicle[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2023, 111(5): 4357-4373.

[2] 赵宇, 周志杰, 樊红东, 等. 基于置信规则库的惯性导航系统性能评估方法[J]. *战术导弹技术*, 2023(5): 89-96.

ZHAO Y, ZHOU Z J, FAN H D, et al. Performance evaluation method of inertial navigation sys-

tem based on belief rule base[J]. *Tactical Missile Technology*, 2023(5): 89-96.

- [3] 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*, 2023, 28(5): 61-67.
- 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*, 2023, 28(5): 61-67.
- [4] 江秀红. 多态复杂系统的可靠性分析及维修策略研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2016: 56-77.
- JIANG X H. Reliability analysis and maintenance strategy research of multi-state complex system[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2016: 56-77.
- [5] 曲芮娇. 数据驱动的惯导系统剩余寿命预测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2022: 89-123.
- QU R J. Research on data-driven residual life prediction method of inertial navigation system[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022: 89-123.
- [6] 吴克雄, 王振华. 基于专家系统和数据驱动的健康评估分析方法[J]. *黑龙江科学*, 2019, 10(16): 64-65.
- WU K X, WANG Z H. Health assessment and analysis method based on expert system and data driven[J]. *Heilongjiang Science*, 2019, 10(16): 64-65.
- [7] 董昕昊, 周志杰, 胡昌华, 等. 基于分层置信规则库的惯导系统性能评估方法[J]. *航空学报*, 2021, 42(7): 441-451.
- DONG X H, ZHOU Z J, HU C H, et al. Performance evaluation method for inertial system based on hierarchical belief rule base[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(7): 441-451.
- [8] FENG Z C, ZHOU Z J, BAN X J, et al. Sensor fault diagnosis and tolerant control based on belief rule base for complex system[J]. *Journal of Systems Science & Complexity*, 2023, 36(3): 1002-1023.
- [9] ZHANG Q X, ZHAO B Y, HE W, et al. A behavior prediction method for complex system based on belief rule base with structural adaptive[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 151: 111118.
- [10] 杨隆浩, 陈江鸿, 叶菲菲, 等. 基于规则聚类和参数学习的扩展置信规则库推理模型[J]. *控制与决策*, 2024, 39(8): 2685-2693.
- YANG L H, CHEN J H, YE F F, et al. Ex-

- tended belief rule base inference model based on rule clustering and parameter learning[J]. Control and Decision, 2024, 39(8): 2685-2693.
- [11] 常雷雷, 徐晓滨, 徐晓健. 基于主导从属框架的变结构置信规则库多目标优化方法[J]. 系统工程理论与实践, 2022, 42(2): 514-526.
- CHANG L L, XU X B, XU X J. Multi-objective optimization method of variable-structured belief rule base using dominant subordinate framework[J]. Systems Engineering Theory & Practice, 2022, 42(2): 514-526.
- [12] ZHANG C C, ZHOU Z, NING P, et al. MBRB: micro-belief rule Base model based on cautious conjunctive rule for interpretable fault diagnosis[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 135: 108598.
- [13] HE W, CHENG X Y, ZHAO X. An interval construction belief rule base with interpretability for complex systems[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 229: 120485.
- [14] 蒲俊, 马清亮, 顾凡, 等. 基于遗传算法的多项式不确定非线性系统保性能控制[J]. 火箭军工程大学学报(自然科学版), 2019, 33(1): 69-76.
- PU J, MA Q L, GU F, et al. GA-based design of guaranteed cost controller for polynomial uncertain nonlinear system[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering (Natural Science Edition), 2019, 33(1): 69-76.
- [15] 郑建飞, 余铜辉, 张会会, 等. 一种不可修复设备的备件订购和更换决策方法[J]. 火箭军工程大学学报(自然科学版), 2019, 33(2): 33-38.
- ZHENG J F, YU T H, ZHANG H H, et al. A decision-making method for spare parts ordering and replacement of non-repairable equipment[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering (Natural Science Edition), 2019, 33(2): 33-38.
- [16] ZHAO Y, ZHOU Z J, FAN H D, et al. A health state prediction model based on belief rule base and LSTM for complex systems[J]. Intelligent Automation & Soft Computing, 2024, 39(1): 73-91.
- [17] LIAN Z, ZHOU Z J, HU C H, et al. Interpretable large-scale belief rule base for complex industrial systems modeling with expert knowledge and limited data[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102852.
- [18] LI S Z, LIU B X, FENG J Y, et al. Optimal maintenance decision method for a sensor network based on belief rule base considering attribute correlation[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2024, 2024: 6616366.
- [19] WANG Z Y, HE W, YANG R H, et al. A new belief rule base based distributed online fault diagnosis method for multi-agent systems[J]. Asian Journal of Control, 2024, 26(2): 668-682.
- [20] QIAN G Y, LI J Y, HE W, et al. An online intrusion detection method for industrial control systems based on extended belief rule base[J]. International Journal of Information Security, 2024, 23: 2491-2514.
- [21] WANG H B, GUAN X, YI X, et al. Heterogeneous information fusion recognition method based on belief rule structure[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2024, 35(4): 955-964.
- [22] ZHANG Z J, DENG Q, HE W. A new method based on belief rule base with balanced accuracy and interpretability for student achievement prediction[J]. Mathematics, 2024, 12(20): 3283.
- [23] LIU M, HE W, MA N, et al. A new reliability health status assessment model for complex systems based on belief rule base[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 254: 110614.
- [24] QIAN H, PAN Y T, WANG X H, et al. Research on the optimization of belief rule bases using the Naive Bayes theory[J]. Frontiers in Energy Research, 2024, 12: 1396841.
- [25] ZHANG Q X, LI K L, ZHANG G L, et al. A complex system health state assessment method with reference value optimization for interpretable BRB[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 2334.
- (编辑: 刘建民)