

# 基于贝叶斯网络和剩余寿命的船舶典型动力设备状态评估

王语嘉<sup>1</sup>, 周宏宽<sup>2,3</sup>, 贺怡伟<sup>1</sup>, 马波<sup>1,4</sup>

(1. 北京化工大学机电工程学院, 北京 100029; 2. 船舶热能动力全国重点实验室, 湖北 武汉 430205;  
3. 武汉第二船舶设计研究所, 湖北 武汉 430205; 4. 北京化工大学高端压缩机及系统技术全国重点实验室, 北京 100029)

**摘要:** 为了结合多部件的失效概率实现船舶典型动力设备的状态评估, 提出一种基于贝叶斯网络和剩余寿命的设备状态评估模型。以船舶典型动力设备中的离心泵为例, 根据离心泵部件间的影响关系, 构建贝叶斯网络评估模型; 根据二元维纳过程对部件进行寿命预测, 将部件剩余寿命转化为失效概率; 将部件失效概率作为贝叶斯网络的输入, 计算离心泵的失效概率, 根据离心泵失效概率所处范围, 评估其整体状态。结果表明: 状态评估方法在试验台架异常数据和故障数据评估中的准确率分别为 95.5% 和 99.5%, 相较于基于故障树的评估模型, 在判断设备的健康状态时具有更高的准确度。

**关键词:** 船舶动力设备; 贝叶斯网络; 状态评估; 剩余寿命

中图分类号: U664.1 文献标识码: A DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2025.06.021

[引用本文格式] 王语嘉, 周宏宽, 贺怡伟, 等. 基于贝叶斯网络和剩余寿命的船舶典型动力设备状态评估[J]. 热能动力工程, 2025, 40(6): 181-186. WANG Yujia, ZHOU Hongkuan, HE Yiwei, et al. State assessment of typical marine power equipment based on Bayesian networks and remaining useful life[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(6): 181-186.

## State Assessment of Typical Marine Power Equipment based on Bayesian Networks and Remaining Useful Life

WANG Yujia<sup>1</sup>, ZHOU Hongkuan<sup>2,3</sup>, HE Yiwei<sup>1</sup>, MA Bo<sup>1,4</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing, China, Post Code: 100029;  
2. State key Laboratory of Marine Thermal Energy and Power, Wuhan, China, Post Code: 430205;  
3. Wuhan Second Ship Design and Research Institute, Wuhan, China, Post Code: 430205; 4. National Key Laboratory of Advanced Compressor and System Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing, China, Post Code: 100029)

**Abstract:** In order to realize the state assessment of typical marine power equipment combined with multi-component failure probability, an equipment state assessment model based on Bayesian network and remaining useful life was proposed. Taking the centrifugal pump in the typical power equipment of ships as an example, according to the influence relationship among the components during the operation of the centrifugal pump, a Bayesian network-based assessment model was constructed. The remaining useful lives of components were predicted according to the binary Wiener process, which were transformed into the failure probabilities. Taking the failure probabilities of components as the input of the Bayesian network to calculate the failure probability of the centrifugal pump. The overall state of the centrifugal pump was evaluated based on the range of its failure probability. The results show that the accuracies of the

收稿日期: 2024-12-25; 修订日期: 2025-02-14

基金项目: 国家自然科学基金(62273025)

Fund-supported Project: National Natural Science Foundation of China (62273025)

作者简介: 王语嘉(2001-), 男, 北京化工大学硕士研究生。

通信作者: 马波(1977-), 男, 北京化工大学教授。

state assessment method for evaluating the abnormal data and fault data of test rig are 95.5% and 99.5% respectively, which are more accurate than the fault tree-based evaluation model in judging the health status of the equipment.

**Key words:** marine power equipment, Bayesian network, state assessment, remaining useful life

引 言

随着人工智能和自动化技术的蓬勃发展,船舶领域智能化进程持续推进<sup>[1]</sup>。船舶典型动力设备如泵、阀、换热器等在船舶运行时扮演着不可替代的角色<sup>[2-3]</sup>,对其进行实时状态评估,实现预测性维修,对于保证回路各设备按计划运行、避免设备由于部件劣化损坏而导致异常停机具有重要意义。

针对船舶典型动力设备的状态评估,主要分为基于统计数据的评估和基于实时监测数据的评估。基于统计数据的评估方法<sup>[4-5]</sup>可以反映设备的共性退化特征且计算简单,但是评估结论不具有实时性,评估准确率低。

随着传感器技术和数据监测水平的提升,基于实时监测数据的状态评估方法迅速发展。对于船舶典型动力设备,基于实时监测数据的评估方法主要分为针对热工参数的评估方法和针对振动参数的评估方法。针对热工参数的评估方法<sup>[6-7]</sup>可以定量分析设备的工作能力是否发生退化,但无法在部件劣化但未造成设备工作性能降低时及时做出准确评估。针对振动的评估方法<sup>[8-9]</sup>可以评估设备关键部件的健康状态,但是单测点或单部件的状态好坏无法准确反映设备整体性能是否退化,需结合多部件的实时运行状态评估设备整体性能的下降程度。

贝叶斯网络是建立多事件关联关系并进行状态评估的重要方法<sup>[10]</sup>。目前基于贝叶斯网络的状态评估主要关注系统级评估<sup>[11-12]</sup>,在设备级评估的应用方面研究较少。

综上所述,为了结合多部件的失效概率实现设备的状态评估,本文以船舶典型动力设备中的离心泵为例,利用贝叶斯网络建立离心泵状态评估模型,基于寿命预测方法计算多部件失效概率,将部件失效概率作为贝叶斯模型输入评估离心泵健康状态。

1 状态评估模型理论基础

1.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络是一种概率图模型,由两个核心要素构成:有向无环图和条件概率表<sup>[13]</sup>。图 1 为一个由设备 A 和部件 B<sub>1</sub>、B<sub>2</sub> 组成的贝叶斯网络有向无环图。

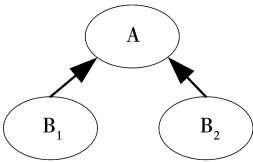


图 1 贝叶斯网络状态评估有向无环图  
Fig. 1 Directed acyclic graph of Bayesian network for state assessment

图 1 中,根据贝叶斯网络中全概率公式,设备 A 的失效概率为:

$$P(F_A) = \sum_{\alpha=1}^n \sum_{\beta=1}^m P(F_A | F_{B_1\alpha}, F_{B_2\beta}) \cdot P(F_{B_1\alpha}) \cdot P(F_{B_2\beta}) \tag{1}$$

式中: $n$ —B<sub>1</sub> 共有  $n$  种状态; $m$ —B<sub>2</sub> 共有  $m$  种状态; $P(F_A | F_{B_1\alpha}, F_{B_2\beta})$ —B<sub>1</sub> 状态为  $F_{B_1\alpha}$ , B<sub>2</sub> 状态为  $F_{B_2\beta}$  时 A 的失效概率,由条件概率表获取; $P(F_{B_1\alpha})$ —B<sub>1</sub> 状态为  $F_{B_1\alpha}$  的概率; $P(F_{B_2\beta})$ —B<sub>2</sub> 状态为  $F_{B_2\beta}$  的概率。

1.2 基于二元维纳过程的寿命预测模型

一元维纳过程是一种应用广泛的随机过程,常用于分析设备由于性能退化反映出的参数变化过程;二元维纳过程是由两个独立的一元维纳过程组成的二维随机过程。在建立离心泵 A 的轴承 B<sub>1</sub> 的失效概率模型时,轴承水平方向振动和垂直方向振动包含的轴承劣化信息相似但不完全相同,仅用单一方向无法得到轴承的全部退化信息,因此将水平和垂直两个振动方向的监测数据特征值作为轴承 B<sub>1</sub> 的两个性能参数,基于二元维纳过程建立寿命预

测模型。

假设轴承  $B_1$  的两个性能参数均可用维纳过程表征,且数据采集的采样周期和频率一致,则第  $j$  个性能参数可表示为:

$$x_j(t_k) = x_j(0) + \lambda_j t + \sigma_j B(t_k) \tag{2}$$

式中: $x_j(t_k)$ —离心泵在第  $k$  个时刻  $t_k$  的第  $j$  个性能参数; $x_j(0)$ —第  $j$  个性能参数初始值; $\lambda_j$ —第  $j$  个性能参数的漂移系数; $\sigma_j$ —第  $j$  个性能参数的扩散系数; $B(t_k)$ —标准布朗运动。

轴承的任一性能参数超过其对应阈值  $\zeta_j$  时都认为轴承失效。因此,根据维纳过程性质,由式(2)可进一步得到第  $j$  个性能参数剩余寿命的边缘概率密度函数:

$$f_j(t_k | \zeta_j, \lambda_j, \sigma_j) = \frac{\zeta_j}{\sqrt{2\pi} (\sigma_j)^2 t_k^3} \cdot \exp\left(-\frac{(\zeta_j - x_j(0) - \lambda_j t_k)^2}{2 (\sigma_j)^2 t_k}\right) \tag{3}$$

在获得两个性能参数剩余寿命的边缘密度函数后,利用 Copula 函数<sup>[14]</sup>分析两个性能参数的相关性,得出轴承剩余寿命的联合概率密度函数:

$$f(t_k | \zeta_j, \lambda_j, \sigma_j, \theta) = c(CDF_1(t_k), CDF_2(t_k); \theta) \cdot \prod_{j=1}^2 f_j(t_k | \zeta_j, \lambda_j, \sigma_j) \tag{4}$$

式中: $CDF_1(t)$ ,  $CDF_2(t)$ —两个性能参数剩余寿命边缘概率密度函数的累积分布函数; $\theta$ —Copula 函数参数; $c(CDF_1(t), CDF_2(t); \theta)$ — $CDF_1(t)$ ,  $CDF_2(t)$  的 Copula 函数的密度函数。

在给定时间范围内对轴承剩余寿命的联合概率密度函数求积分,即可得到轴承的失效概率。

2 状态评估方法

离心泵由多部件组成,其整体性能状态与部件健康状态密切相关。贝叶斯网络能够有效描述部件与离心泵之间的依赖关系及相互影响,为分析设备中各组成部分之间的关系提供直观且数学化的方法。作为离心泵状态评估贝叶斯网络的输入,部件的失效概率与其剩余寿命密切相关,通过寿命预测算法计算部件的失效概率,结合贝叶斯网络,可以实现离心泵的状态评估。

基于贝叶斯网络和剩余寿命的离心泵状态评估方法流程如图 2 所示。

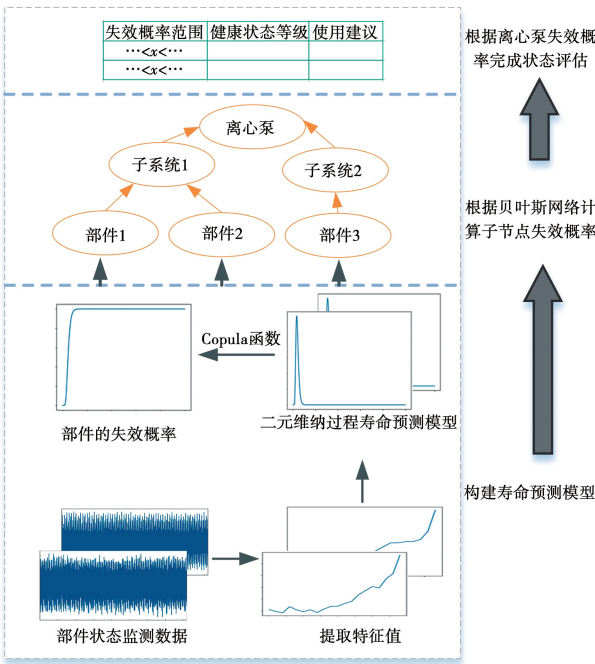


图 2 离心泵状态评估流程图

Fig. 2 Centrifugal pump state assessment flowchart

2.1 寿命预测模型的构建

确定离心泵劣化可监测的部件作为贝叶斯网络的根节点。轴承是离心泵的关键组成部分,离心泵电机和泵体各有两个轴承,分别在驱动端和非驱动端。分别采集轴承水平和垂直方向的振动速度,以振动速度均方根值<sup>[15]</sup>作为轴承的性能参数。基于极大似然估计计算漂移系数  $\lambda_j$ 、扩散系数  $\sigma_j$  和 Copula 函数参数  $\theta$ 。

$$\begin{cases} \lambda_j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{\Delta x_{jk}}{\Delta t_k} \\ \Delta t_k = t_{k+1} - t_k \\ \Delta x_{jk} = x_j(t_{k+1}) - x_j(t_k) \end{cases} \tag{5}$$

$$\sigma_j = \left[ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{(\Delta x_{jk} - \lambda_j \Delta t_k)^2}{\Delta t_k} \right]^{1/2} \tag{6}$$

$$\frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta} = 0 \tag{7}$$

式中: $L(\theta)$ —Gaussian Copula 函数参数  $\theta$  的似然函数。

分别对每个轴承构建寿命预测模型,计算轴承的失效概率。

2.2 基于贝叶斯网络的子节点失效概率计算

建立贝叶斯网络如图 3 所示,表 1 为以泵体故障节点为例的条件概率表。

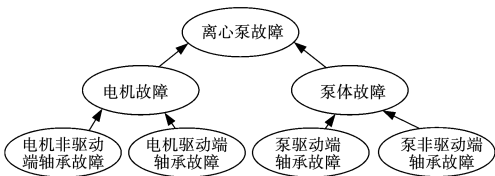


图 3 离心泵状态评估贝叶斯网络

Fig.3 Bayesian network for state assessment of centrifugal pump

表 1 泵体故障节点的条件概率表

Tab.1 Conditional probability table of pump body failure node

| 泵驱动端<br>轴承 | 泵非驱动端<br>轴承 | 泵体不同故障程度的概率 |     |
|------------|-------------|-------------|-----|
|            |             | 健康          | 失效  |
| 0          | 0           | 1           | 0   |
| 1          | 0           | 0.3         | 0.7 |
| 0          | 1           | 0.3         | 0.7 |
| 1          | 1           | 0           | 1   |

表 1 中,前两列“0”表示轴承健康,“1”表示轴承失效,后两列数字表示泵体不同状态的概率,如第二行表示在泵驱动端轴承失效、泵非驱动端轴承健康时,泵体健康的概率为 0.3,泵体失效概率为 0.7。根据式(1),泵体故障节点的失效概率为:

$$P(F_{\text{pump body}}) = 0 \cdot (1 - P(F_{x_1})) \cdot (1 - P(F_{x_2})) + 0.7 \cdot P(F_{x_1}) \cdot (1 - P(F_{x_2})) + 0.7 \cdot (1 - P(F_{x_1})) \cdot P(F_{x_2}) + 1 \cdot P(F_{x_1}) \cdot P(F_{x_2}) \quad (8)$$

式中: $P(F_{x_1})$ —泵驱动端轴承失效概率; $P(F_{x_2})$ —泵非驱动端轴承失效概率。

2.3 基于离心泵失效概率的状态评估

实际工业现场需定性地将离心泵的健康状态划分为几个等级,便于使用或维修离心泵。根据文献[16]的健康因子等级划分理念,结合实际现场的离心泵运行状态和专家经验,制订划分标准如表 2 所示。

表 3 轴承维纳过程失效概率模型参数

Tab.3 Bearing Wiener process failure probability model parameters

| 轴承位置   | 漂移系数( $\lambda_1, \lambda_2$ ) | 扩散系数( $\sigma_1, \sigma_2$ ) | $\theta$ | 失效概率 |
|--------|--------------------------------|------------------------------|----------|------|
| 电机非驱动端 | (0.003 6, 0.014 5)             | (0.127 6, 0.241 2)           | 0.92     | 0.11 |
| 电机驱动端  | (0.022 2, 0.016 7)             | (0.167 3, 0.437 8)           | 0.92     | 0.12 |
| 泵非驱动端  | (0.002 0, 0.002 5)             | (0.071 6, 0.076 1)           | 0.93     | 0.20 |
| 泵驱动端   | (0.004 4, 0)                   | (0.078 1, 0.057 9)           | 0.91     | 0.18 |

表 3 中各部件失效概率低,部件运行状态良好。构建如图 3 的离心泵状态评估贝叶斯模型和如表 1

表 2 离心泵失效概率等级划分

Tab.2 Classification of failure probability of centrifugal pump

| 失效概率范围                               | 健康状况等级 | 使用建议        |
|--------------------------------------|--------|-------------|
| $0 \leq P(F_{\text{pump}}) < 0.3$    | 健康     | 离心泵健康状况良好   |
| $0.3 \leq P(F_{\text{pump}}) < 0.8$  | 异常     | 离心泵出现严重异常征兆 |
| $0.8 \leq P(F_{\text{pump}}) \leq 1$ | 故障     | 离心泵不能运行     |

表 2 中, $P(F_{\text{pump}})$ 表示离心泵的失效概率,根据 $P(F_{\text{pump}})$ 范围,可将离心泵故障程度分为健康、异常和故障 3 种,并为每种状态提供不同的使用建议。

3 方法验证及对比分析

3.1 数据集描述

采集离心泵试验台架的试验数据,离心泵转速设定为 2 900 r/min。分别监测 4 个轴承各自的水平、垂直方向的振动速度,采样频率为 2 560 Hz,每个采样周期的采样点数为 2 560。采集离心泵健康数据,采样时长共 10 min,然后调整泵体位置,使泵体轴与电机轴轻度不对中,采集离心泵轻度不对中数据 10 min,最后进一步增加不对中程度,采集离心泵严重不对中数据 10 min。3 组数据分别视为表 1 中的健康数据、异常数据和故障数据。将 3 组数据拼接成 30 min 的数据,采用滑动窗口依次将采集的数据输入模型进行评估,每次取 20 个采样周期的数据,每次评估后移动 1 个采样周期的距离,进行下一次评估,每种状态数据进行 200 次评估,共 600 次。

3.2 方法验证

以正常数据中的 1 组数据的状态评估为例,根据式(5)~式(7)估计维纳过程参数并计算失效概率如表 3 所示。

的各节点条件概率表。根据表 3 各部件的失效概率,结合式(1)和各节点的条件概率表可逐层计算



各子节点的失效概率如表 4 所示。

由表 2 可知,此时离心泵处于健康状态,与实际情况一致。对各种数据的评估结果如表 5 所示。

表 4 各子节点的失效概率

Tab.4 Failure probability of each child node

| 子节点   | 失效概率  |
|-------|-------|
| 电机故障  | 0.141 |
| 泵体故障  | 0.252 |
| 离心泵故障 | 0.271 |

表 5 各种数据的评估结果

Tab.5 Assessment results of various data

| 数据类型 | 评估结论正确次数 | 评估总次数 | 准确率/% |
|------|----------|-------|-------|
| 健康数据 | 200      | 200   | 100   |
| 异常数据 | 191      | 200   | 95.5  |
| 故障数据 | 199      | 200   | 99.5  |

由表 5 可知,基于贝叶斯网络和剩余寿命的健康评估方法在离心泵试验台数据的各类故障情况下均表现出较高的评估准确率,均在 90% 以上。这表明该方法在设备状态评估方面具有较好的适用性和可靠性,能够有效反映设备的健康状况,为其运行维护提供有力支持。

3.3 对比分析

结合多部件的设备级实时状态评估方法鲜有研究。文献[17]提出基于 T-S 模糊故障树和一元维纳过程的多部件评估模型,并证明了其相较于基于单部件状态评估的优越性。将基于贝叶斯网络和剩余寿命的健康评估方法与文献[17]方法作对比,两个评估模型的评估结果如图 4、图 5 和表 6 所示。

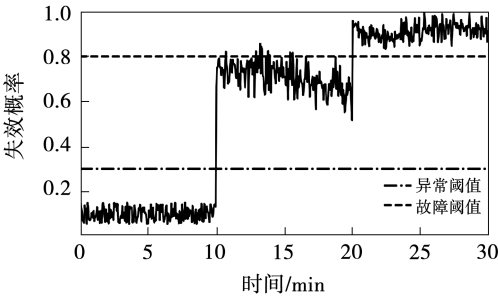


图 4 基于贝叶斯网络和剩余寿命的评估结果

Fig.4 Assessment result of the method based on Bayesian network and remaining useful life

由图 4、图 5 和表 6 可知,对于健康数据,两种评估方法计算的失效概率均在 0.3 以下,评估结论均为离心泵状态正常。对于异常数据和故障数据,本文的状态评估方法准确率均高于基于故障树和一元维纳过程的多部件评估模型,这是因为贝叶斯网络的条件概率表设定比 T-S 模糊故障树中的门规则表设定灵活,能准确反映事件关系,且贝叶斯网络相比于 T-S 模糊故障树计算简洁。同时,本文运用的二元维纳过程相较于一元维纳过程在计算部件失效概率时能考虑不同方向的振动数据,捕捉更多的退化信息,计算的失效概率准确。

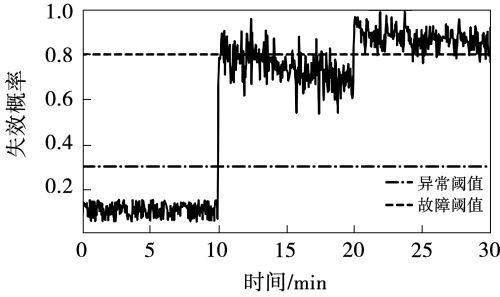


图 5 文献[17]方法的评估结果

Fig.5 Assessment result of the method in literature[17]

表 6 两种评估方法准确率

Tab.6 Accuracy of two assessment methods

| 方 法      | 健康数据<br>准确率/% | 异常数据<br>准确率/% | 故障数据<br>准确率/% |
|----------|---------------|---------------|---------------|
| 本文方法     | 100           | 95.5          | 99.5          |
| 文献[17]方法 | 100           | 80.5          | 92.5          |

4 结 论

为了能够结合多部件的失效概率实现船舶典型动力设备的状态评估,本文利用贝叶斯网络建立设备状态评估模型,以离心泵为例,基于寿命预测方法计算各轴承失效概率,将轴承失效概率作为模型输入评估离心泵健康状态,得出结论:

- (1) 二元维纳过程相较于一元维纳过程可以利用更多的部件退化信息,使评估结论更加准确。
- (2) 在对离心泵健康数据进行模型验证时,本文所提状态评估方法计算的失效概率均小于 0.3,评估结论均为设备健康,与实际情况一致。
- (3) 在对离心泵异常和故障数据进行模型验证

时,本文所提状态评估方法在试验台架异常数据和故障数据评估中的准确率分别为 95.5% 和 99.5%,准确率高。除船舶典型动力设备外,其他由多部件组成且部件劣化程度可监测的设备均可根据本文所提方法实现状态评估。

参考文献:

[1] 王 开,曹云鹏,李淑英.船用燃气轮机油液磨粒在线监测技术综述[J].热能动力工程,2023,38(4):156-162.  
WANG Kai,CAO Yunpeng,LI Shuying. Oil debris online monitoring technology for marine gas turbine[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2023,38(4):156-162.

[2] XU Z,WANG Z,GAO C,et al. A digital twin system for centrifugal pump fault diagnosis driven by transfer learning based on graph convolutional neural networks[J]. Computers in Industry,2024,163:104155.

[3] LIU Z,YANG X,XIE Y,et al. Multi-sensor cross-domain fault diagnosis method for leakage of ship pipeline valves[J]. Ocean Engineering,2024,299:117211.

[4] ZENG Z,ZIO E. Dynamic risk assessment based on statistical failure data and condition-monitoring degradation data[J]. IEEE Transactions on Reliability,2018,67(2):609-622.

[5] XING J,ZENG Z,ZIO E. A framework for dynamic risk assessment with condition monitoring data and inspection data[J]. Reliability Engineering & System Safety,2019,191:106552.

[6] 乔佳伟,田慕琴. 基于 AHP-TOPSIS 综合评价法的离心泵健康状态评估[J]. 工矿自动化,2022,48(9):69-76.  
QIAO Jiawei,TIAN Muqin. Health condition assessment of centrifugal pump based on AHP-TOPSIS comprehensive evaluation method[J]. Journal of Mine Automation,2022,48(9):69-76.

[7] DUTTA A,KARIMI I,FAROOQ S. PROAD (Process Advisor): A health monitoring framework for centrifugal pumps[J]. Computers & Chemical Engineering,2022,163:107825.

[8] MA J,LU C,ZHANG W,et al. Health assessment and fault diagnosis for centrifugal pumps using Softmax regression[J]. Journal of Vibroengineering,2014,16(3):1464-1474.

[9] 董思辰,杨子龙,何新党,等. 船舶传动装置齿轮箱运行可靠性分析方法研究[J]. 热能动力工程,2021,36(1):60-66.  
DONG Sichen,YANG Zilong,HE Xindang,et al. Research on operational reliability analysis method for the gearbox of marine transmission[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2021,36(1):60-66.

[10] SINAKI Y,BARADARAN S,GILANI N. Insight process safety of

a hydrogen turbine supply system; A comprehensive dynamic risk assessment using a fuzzy Bayesian network[J]. International Journal of Hydrogen Energy,2024,49:474-485.

[11] 李坤祥,隋 阳,戴 滔,等. “华龙一号”反应堆紧急停堆系统动态可靠性评估方法[J]. 核动力工程,2023,44(4):163-169.  
LI Kunxiang,SUI Yang,DAI Tao,et al. An approach for dynamic reliability assessment of reactor trip system of HPR1000[J]. Nuclear Power Engineering,2023,44(4):163-169.

[12] 孔祥芬,王 杰,张兆民. 基于贝叶斯网络和共因失效的飞机电源系统可靠性分析[J]. 航空学报,2020,41(5):270-279.  
KONG Xiangfen,WANG Jie,ZHANG Zhaomin. Reliability analysis of aircraft power system based on Bayesian networks and common cause failures[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2020,41(5):270-279.

[13] CHEN P,ZHANG Z,HUANG Y,et al. Risk assessment of marine accidents with fuzzy Bayesian networks and causal analysis[J]. Ocean & Coastal Management,2022,228:106323.

[14] 刘小平,郭 斌,崔德军,等. 基于二元维纳过程的小样本齿轮泵可靠寿命预测[J]. 中国机械工程,2020,31(11):1315-1322.  
LIU Xiaoping,GUO Bin,CUI Dejun,et al. Q-precentile life prediction based on bivariate Wiener process for gear pumps with small sample sizes. [J]. China Mechanical Engineering,2020,31(11):1315-1322.

[15] 文 娟,高宏力. 一种基于 UPF 的轴承剩余寿命预测方法[J]. 振动与冲击,2018,37(24):208-213,243.  
WEN Juan,GAO Hongli. Remaining useful life prediction of bearings with the unscented particle filter approach[J]. Journal of Vibration and Shock,2018,37(24):208-213,243.

[16] 张彦如,耿梦晓. 基于健康指数的设备运行状态评价与预测[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2015,38(10):1318-1323.  
ZHANG Yanru,GENG Mengxiao. Equipment comprehensive health status evaluation and prediction based on health index[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science),2015,38(10):1318-1323.

[17] 王语嘉,李金波,侯继洁,等. 基于 T-S 模糊故障树和剩余寿命的离心泵健康评估方法[J]. 机电工程,2024,41(12):2272-2281.  
WANG Yujia,LI Jinbo,HOU Jijie,et al. Health assessment method of centrifugal pump based on T-S fuzzy fault tree and remaining useful life[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering,2024,41(12):2272-2281.

(王治红 编辑)