

基于故障树和模糊贝叶斯网络的医疗设备失效诊断分析

张克, 黄亮

引用本文:

张克, 黄亮. 基于故障树和模糊贝叶斯网络的医疗设备失效诊断分析[J]. 中国医疗器械杂志, 2025, 49(5): 540-544.

ZHANG Ke, HUANG Liang. Failure Diagnosis Analysis of Medical Equipment Based on Fault Tree and Fuzzy Bayesian Network[J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 2025, 49(5): 540-544.

<https://doi.org/10.12455/j.issn.1671-7104.250170>

收稿日期: 2025-03-15

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于机器学习算法的医疗设备运维状态自主感知及主动预警模型研究

Research on Self-perception and Active Warning Model of Medical Equipment Operation and Maintenance Status Based on Machine Learning Algorithm

中国医疗器械杂志. 2021, 45(5): 580-584 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2021.05.023>

医疗设备全生命周期管理的信息化系统设计

Design of Information System for Whole Life Cycle Management of Medical Equipment

中国医疗器械杂志. 2023, 47(4): 454-458,463 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2023.04.020>

基于物联网技术的大型医疗设备绩效评价体系探索与实践

Exploration and Practice of Performance Evaluation System for Large Medical Equipment Based on Internet of Things Technology

中国医疗器械杂志. 2025, 49(2): 191-196 <http://doi.org/10.12455/j.issn.1671-7104.240684>

基于全生命周期管理理念的医疗设备信息管理系统

Medical Equipment Management System Based on the Concept of Whole Life Cycle

中国医疗器械杂志. 2024, 48(3): 319-322, 338 <http://doi.org/10.12455/j.issn.1671-7104.230210>

基于全流程质量控制的医疗设备标准化管理模式探讨

Discussion on Standardization Management Mode of Medical Equipment Based on Whole Process Quality Control

中国医疗器械杂志. 2020, 44(3): 270-275 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2020.03.018>

基于改进马尔可夫模型的医疗设备采购决策模型研究及工程评估实践

Research and Engineering Evaluation Practice of Medical Equipment Purchase Decision Model Based on Improved Markov Model

中国医疗器械杂志. 2021, 45(3): 344-348 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2021.03.024>



微信公众号



网站二维码

文章编号: 1671-7104(2025)05-0540-05

基于故障树和模糊贝叶斯网络的医疗设备失效诊断分析

【作者】张克¹, 黄亮²

1 浙江省中医院 医学工程部, 杭州市, 310000

2 浙江省中医院 内镜中心, 杭州市, 310000

【摘要】目的 提高医疗设备可靠性, 建设备失效致因诊断模型, 为医疗设备的高效使用提供合理化建议。方法 通过故障树分析 (fault tree analysis, FTA) 归纳得到使设备失效的底事件并计算其先验概率, 通过专家评估的方法获得各节点的条件概率表, 将三角模糊数理论与贝叶斯网络 (Bayesian network, BN) 相结合构建模糊贝叶斯网络 (fuzzy Bayesian network, FBN), 进行模型的后验概率推理与敏感性分析。结果 以内镜为对象, 实例分析表明, 模型精准计算出内镜失效概率为0.385%, 并识别出关键致因: 清洗操作不当 (X5, 后验概率0.36064)、故障发现不及时 (X8, 后验概率0.23571)、转运不规范 (X6, 后验概率0.11344) 及自然老化 (X10, 后验概率0.11377), 敏感性分析进一步验证了其影响权重 (互信息值分别为0.00749、0.00591、0.00202、0.00174)。结论 该模型能准确地对医疗设备失效进行定量分析及快速故障定位, 并以此为依据制定防范措施。

【关键词】医疗设备; 故障树; 三角模糊数; 模糊贝叶斯网络; 故障诊断

【中图分类号】R197.39; TH77

【文献标志码】A

doi: 10.12455/j.issn.1671-7104.250170

Failure Diagnosis Analysis of Medical Equipment Based on Fault Tree and Fuzzy Bayesian Network

【Authors】ZHANG Ke¹, HUANG Liang²

1 Medical Engineering Department, Zhejiang Provincial Hospital of TCM, Hangzhou, 310000

2 Endoscopy Center, Zhejiang Provincial Hospital of TCM, Hangzhou, 310000

【Abstract】Objective To enhance the reliability of medical equipment, this study aims to develop a failure cause diagnosis model and provide rational suggestions for efficient equipment use. Methods Combine fault tree analysis (FTA) to identify basic events causing equipment failure and calculate their prior probabilities. Obtain conditional probability tables for each node through expert assessment. Integrate triangular fuzzy number theory with Bayesian network (BN) to construct a fuzzy Bayesian network (FBN) for posterior probability inference and sensitivity analysis. Results Using endoscopes as the subject, the analysis shows that the model accurately calculates the endoscope failure probability at 0.385%, and identifies the key causes: improper cleaning (X5, posterior probability 0.36064), untimely fault detection (X8, posterior probability 0.23571), irregular transportation (X6, posterior probability 0.11344), and natural aging (X10, posterior probability 0.11377). Sensitivity analysis also confirms their influence weights (mutual information values are 0.00749, 0.00591, 0.00202, 0.00174). Conclusion The model can accurately perform quantitative analysis and rapid fault location of medical equipment failures, enabling effective preventive measures.

【Key words】medical equipment, fault tree, triangular fuzzy number, fuzzy Bayesian network (FBN), fault diagnosis

0 引言

根据国家药品不良反应监测中心统计, 2023年医疗设备相关不良事件报告达86万余份, 其中严重伤

害及以上为65 018份^[1], 医疗设备失效轻则延误医疗, 重则导致患者受伤害。因此, 有必要建立医疗设备失效诊断方法, 这既是保障患者安全的迫切需求, 也是提升医疗设备全生命周期管理效能的关键。

现有方法中, 失效模式与影响分析^[2-3] (failure mode and effects analysis, FMEA) 主要依赖定性分

收稿日期: 2025-03-15

作者简介: 张克, E-mail: 122391731@qq.com

析,难以提供准确的量化结果;故障树分析^[4-5](fault tree analysis, FTA)虽能梳理设备失效逻辑关系,但难以把握故障模式之间的不确定因素;基于机器学习^[6-7]的方法虽在数据充足时表现优异,但医疗设备故障样本稀缺、特征复杂,限制了其实际应用。针对上述瓶颈,本文提出融合故障树与模糊贝叶斯网络(fault tree analysis-fuzzy Bayesian network, FTA-FBN)的创新模型。

该模型将三角模糊数理论与贝叶斯网络相结合,通过专家经验量化模糊因果关系,减少传统BN对精确概率数据的依赖;同时保留FTA的逻辑严谨性,实现从定性分析到定量诊断的无缝衔接。

该模型支持双向推理,既可正向预测设备失效概率,又可反向定位关键致因,尤其适用于故障数据匮乏的设备,其仅需少量历史数据与专家评分即可快速动态诊断,为临床制定预防性维护策略提供量化依据。

1 基本理论

1.1 故障树分析法

FTA是一种通过分析系统产生故障的各种因素,绘制逻辑图,从而确定造成系统故障原因的可能组合和发生概率的方法^[8]。首先,将医疗设备失效作为故障树的顶事件,再自顶向下寻找导致设备失效的直接原因,将其作为中间事件,直到找出根本原因并将其作为故障树的底事件。根据事件之间的逻辑关系,使用逻辑门(或门、与门等)连接各事件,最后各事件和逻辑门以图形化的形式表示出来,构建完整的故障树。

假设故障树中共有 n 个底事件,每个底事件发生概率为 $P(X_i)$ ($i=1,2,\dots,n$),顶事件 T 被触发的概率记为 $P(T)$ 。

若事件结构均为逻辑与门关系,则

$$P(T) = \prod_{i=1}^n P(X_i) \quad (1)$$

若事件结构均为逻辑或门关系,则

$$P(T) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P(X_i)) \quad (2)$$

1.2 贝叶斯网络

FTA只考虑事件的二态性和逻辑关系的确定性,但实际两级事件之间存在连锁反应和动态变化的不确定因果关系,这使得其估值往往会不准确。这个问题可以由BN有效解决,BN是基于概率推理的数学模型,利用已获取的概率信息,对计算不确定性和关联性引起的故障概率有很大优势^[9]。且BN也支持双向推理,既可以正向计算顶事件的

失效概率,也可以反向计算底事件的后验概率,提高设备失效诊断的可靠性。

BN通过有向无环图来表示变量之间的概率依赖关系,其核心内容就是利用贝叶斯公式通过先验概率和每个节点的条件概率表(conditional probability table, CPT)进行后验概率的推理^[10]。当赋予给定部分变量新的观测值后,BN可实时推断出其他变量的概率信息。其与FTA的映射关系和转化规则^[11]如图1所示。

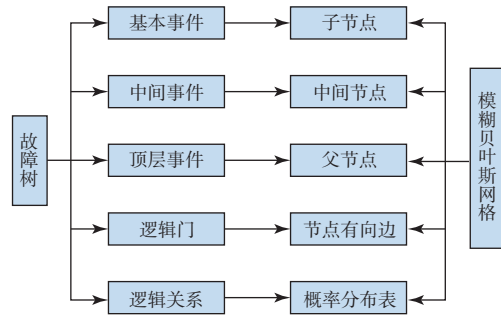


图1 故障树与贝叶斯网络转化方法
Fig.1 Fault tree and Bayesian network conversion method

将故障树中底事件发生的概率对应为BN中子节点的先验概率。假设BN中父节点为 T ,子节点为 X_i ,且满足 $\exists i \in [1,n]$,使得 $T \cap X_i \neq \emptyset$,根据全概率公式:

$$P(T) = \sum_{i=1}^n P(X_i)P(T|X_i) \quad (3)$$

得出父节点 T 发生的概率为:

$$\begin{aligned} P(T=1) &= \sum_{X_1, X_2, \dots, X_n} P(X_1, X_2, \dots, X_n, T=1) \\ &= \sum_{X_1, X_2, \dots, X_n} P(T=1|X_1, X_2, \dots, X_n)P(X_1)P(X_2)\dots P(X_n) \end{aligned} \quad (4)$$

根据BN的反向推理算法,可以得到子节点发生的后验概率为:

$$P(X_i|T=1) = \frac{P(T|X_i)P(X_i)}{\sum_{i=1}^n P(X_i)P(T|X_i)} \quad (5)$$

式中: $P(X_i)$ 为子节点 X_i 的先验概率; $P(T|X_i)$ 为子节点 X_i 发生的情况下引起父节点 T 发生的条件概率。

BN的敏感性分析以互信息方法来衡量,用于表示两个变量之间的依赖程度。以父节点 T 为查询节点,评估其他节点对 T 的灵敏度影响,记为:

$$I(X_i;T) = H(X_i) - H(X_i|T) \quad (6)$$

式中: $H(X_i)$ 是节点 X_i 的熵, $H(X_i|T)$ 是在已知 T 的情况下,节点 X_i 的条件熵。具体计算式展开如式(7)~式(9)所示。

$$H(X_i) = - \sum_{X_i \in \{0,1\}} P(X_i) \log_2 P(X_i) \quad (7)$$

$$H(Xi|T) = \sum_{t \in 0,1} P(T)H(Xi|T=t) \quad (8)$$

$$H(Xi|T=t) = - \sum_{Xi \in 0,1} P(Xi|T) \log_2 P(Xi|T) \quad (9)$$

互信息 $I(Xi;T)$ 数值越大代表节点 Xi 对父节点 T 影响越大^[12-13]。

1.3 三角模糊数理论

虽然FTA中的逻辑关系映射为BN中的CPT是确定的，但由于设备故障可能有单个或者多个致因，使得每个节点的CPT难以统计，无法获取精确数值，因此引入模糊集合理论重新构造CPT数据失真的问题并与BN相结合，构建FBN。

目前模糊理论作为一种有效的不确定性处理工具，能够将模糊的不确定性信息转化为具体的数值形式，以便于进行数学分析。本文选取三角模糊数^[14-15]对节点的条件概率进行模糊化处理，利用三角模糊隶属函数将专家语言估计转化为模糊数赋值于每个节点的条件概率。

假设节点 $Xi(i=1, 2, \dots, n)$ 的三角模糊概率子集为 $A=(a_i, b_i, c_i)$ ， $0 < a_i \leq b_i \leq c_i$ ，其中 a_i 为概率下限值， b_i 为概率最可能值， c_i 为概率上限值，对应的隶属函数 $U_A(x)$ 表示为：

$$U_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a_i}{b_i-a_i}, & a_i \leq x \leq b_i \\ \frac{c_i-x}{c_i-b_i}, & b_i < x \leq c_i \\ 0, & x < a_i \text{ 或 } x > c_i \end{cases} \quad (10)$$

由于中间节点及父节点的条件概率难以精准获取，采用德尔菲法用三角模糊数的形式为专家提供打分原则并建立评价等级，如表1所示。

表1 专家评价等级对应的模糊数
Tab.1 Fuzzy numbers corresponding to expert evaluation grades

序号	等级含义	三角模糊数
1	VW (很弱)	(0, 0, 0.2)
2	W (弱)	(0.2, 0.4, 0.6)
3	M (中等)	(0.4, 0.6, 0.8)
4	S (强)	(0.6, 0.8, 1.0)
5	VS (很强)	(0.8, 1.0, 1.0)

假设收集了 n 个专家的打分评价，将第 k 位专家评估的节点 Xi 发生的概率按照表1的对应关系进行转换，得到模糊概率为：

$$P_i^k = (a_i^k, b_i^k, c_i^k) \quad (11)$$

假设第 k 位专家的评估权重为 ω_k ，得到节点 Xi 的平均三角模糊概率子集为：

$$P_i' = \frac{\sum_{k=1}^n \omega_k P_i^k}{\sum_{k=1}^n \omega_k} = (a_i', b_i', c_i') \quad (12)$$

采用重心法对得到的平均三角模糊概率子集进行解模糊化处理，以获得所需要的最能代表此节点 Xi 的一个确定概率值：

$$P_i'' = \frac{a_i' + 2b_i' + c_i'}{4} \quad (13)$$

1.4 模型技术路线

查阅资料文献、分析临床需求及维修数据来确定医疗设备失效模式，以定义故障树中各级事件和逻辑门关系。将故障树模型转化为贝叶斯网络模型，统计历史维修数据计算底事件先验概率；结合专家评估与三角模糊数理论，量化节点条件概率，构建模糊贝叶斯网络模型进行失效概率计算、后验概率推理与敏感性分析，对输出的关键失效致因进行有效防范。模型技术路线如图2所示。

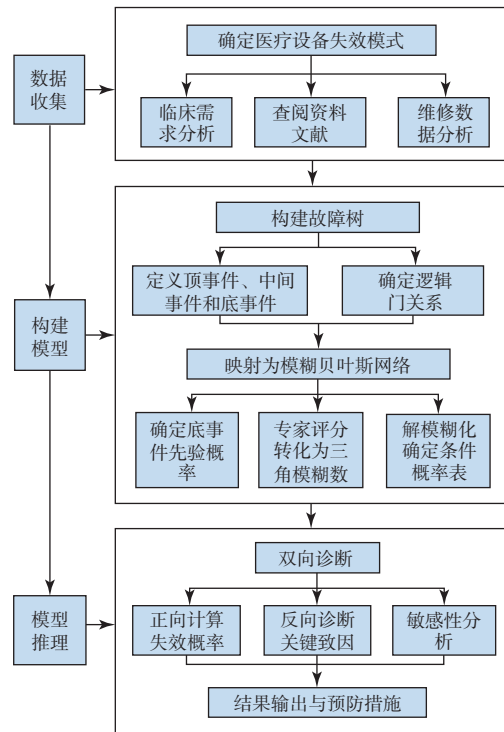


图2 模型技术路线
Fig.2 Model technical roadmap

2 实例分析——以内镜为例

2.1 内镜失效故障树建立

选取浙江省中医院胃镜室2021—2023年的消化内镜维修记录，共计198条记录，1533次故障致因。通过检索国内文献^[4,16]结合厂家跟台检查记录

及工程师经验，将故障树顶事件 T 确定为“消化内镜发生故障”。内镜使用中故障、清洗中故障、转运存储中故障、监管不足产生故障会直接导致顶事件的发生，因而作为中间事件 A ，再深入分析找出可能引起内镜故障的基本事件 X ，并分析事件之间的逻辑关系。表2为故障树事件与名称，图3为内镜失效故障树示意。

表2 故障树事件与名称
Tab.2 Fault tree events and names

事件	名称	事件	名称
T	内镜发生故障	$X3$	患者出现生理性反抗
$A1$	内镜使用过程中发生故障	$X4$	清洗人员培训不足
$A2$	内镜使用后清洗不当	$X5$	清洗内镜操作不当
$A3$	内镜转运存储不当	$X6$	内镜转运不规范
$A4$	监管不足	$X7$	保存环境不达标
$B1$	医生操作不当	$X8$	故障发现不及时
$B2$	患者反应过激	$X9$	操作监管落实不当
$X1$	医生暴力使用内镜	$X10$	内镜自然老化
$X2$	手术时内镜附件选择不当	—	—

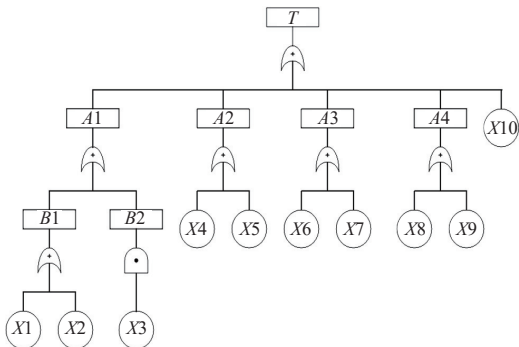


图3 内镜失效故障树示意
Fig.3 Endoscope failure fault tree

此故障树中共有10个底事件，其发生概率为 $P(X_i)$ ，定义为：

$$P(X_i) = X_f / S \quad (14)$$

式中： X_f 为底事件发生的频数； S 为3年内镜总例数。

为了较精准获取底事件发生的概率，统计3年内镜总例数和事件频数，3年内镜总例数 S 为89 018例，再由式(14)得出各个底事件发生的概率，如表3所示。

表3 底事件发生概率
Tab.3 Basic event probability

事件	频数	发生概率	事件	频数	发生概率
$X1$	222	0.0024939	$X6$	180	0.0020221
$X2$	9	0.0001011	$X7$	40	0.0004493
$X3$	28	0.0003145	$X8$	139	0.0015615
$X4$	97	0.0010897	$X9$	131	0.0014716
$X5$	409	0.0045946	$X10$	278	0.0031230

2.2 基于故障树的FBN构建

根据图1所示的转化规则，对内镜失效故障树进行转化，如图4所示。

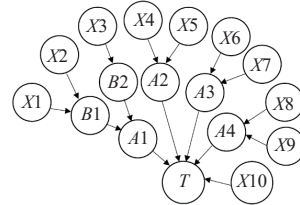


图4 内镜失效贝叶斯网络
Fig.4 Endoscope failure Bayesian network

根据表1的打分原则收集四位专家评分意见以获取节点的条件概率模糊语言，通过式(12)、式(13)对专家的模糊语言进行解模糊处理，得到较精准的条件概率值。由于条件概率记录条数过多，仅展示部分结果，如表4所示。

表4 节点条件概率(部分)
Tab.4 Node conditional probability (partial)

条件概率	专家意见	解模糊后的概率值
$P(B1=1 X1=1, X2=0)$	W M W M	0.5000
$P(B2=1 X3=1)$	VS S S S	0.8375
$P(A1=1 B1=0, B2=1)$	S VS S VS	0.8750
$P(A2=1 X4=0, X5=1)$	S M M M	0.6500
$P(A3=1 X6=0, X7=1)$	VW VW W W	0.2250
$P(A4=1 X8=0, X9=1)$	VW VW VW VW	0.0500
$P(T=1 A1=0, A2=0, A3=0, A4=0, X10=1)$	VW W VW VW	0.1375
$P(T=1 A1=0, A2=0, A3=0, A4=1, X10=0)$	S S S S	0.8000

注：专家意见等级含义见表1。

2.3 FBN反向诊断与分析

将表3与表4数据代入式(4)，得到父节点 T （内镜故障失效）概率为0.385%。当父节点 T 已发生故障时，根据式(5)对各子节点的先验概率进行修正，求得其后验概率，如表5所示。

表5 各子节点后验概率
Tab.5 Posterior probabilities of sub-nodes

事件	后验概率	与先验概率差值	事件	后验概率	与先验概率差值
$X1$	0.09905	0.09656	$X6$	0.11344	0.11142
$X2$	0.00520	0.00510	$X7$	0.01250	0.01205
$X3$	0.03608	0.03576	$X8$	0.23571	0.23415
$X4$	0.01898	0.01790	$X9$	0.01672	0.01525
$X5$	0.36064	0.35605	$X10$	0.11377	0.11065

由表5可知，各子节点的后验概率相较于其先验概率均有所增加，其中 $X5$ （清洗内镜操作不当）、 $X8$ （故障发现不及时）、 $X6$ （内镜转运不规范）、 $X10$ （内镜自然老化）相较于其余子节点增幅较大，说明它们导致内镜故障的风险程度更高，在预防内镜故障发生时应重点关注这四类因素。

利用式(6)~式(9)对FBN模型中父节点 T 进行灵敏度分析计算互信息值,得出其余节点对父节点 T 的敏感性,如表6所示。

表6 叶节点敏感性分析
Tab.6 Sensitivity analysis of leaf node

节点	互信息值	节点	互信息值
X5	0.00749	X3	0.00081
X8	0.00591	X4	0.00021
X6	0.00202	X7	0.00017
X10	0.00174	X9	0.00014
X1	0.00156	X2	0.00009

由表6结果可知,敏感性较大的前四位为X5、X8、X6、X10,与后验概率增幅大的节点保持一致,因此这些事件对内镜故障失效影响较大。针对这些薄弱环节需在日常使用中给予重视并改进,以提高内镜使用率。

2.4 事件分析与防范

(1) X5 (清洗内镜操作不当):未严格按照内镜清洗、消毒流程执行。应当加强宣教与操作培训并建立考核标准,定期对清洗、消毒方法、流程及效果进行监管抽查。建议将测漏步骤纳入内镜追溯系统流程,做到“内镜不测漏,则无法使用”的机制,以程序改变意识,保证每日测漏。

(2) X8 (故障发现不及时):未严格执行有效的维护保养计划,工作繁忙导致未定期对内镜进行检查和维护。建议借助信息化手段,进行基于二维码的微信快速报修、巡检及预防性维护,这样有利于在时间约束下使故障在初期得到及时解决,以及有效地定期执行对内镜各部位结构和功能的全面检查。

(3) X6 (内镜转运不规范):医护人员未充分重视内镜转运规范。主要的注意点是内镜的轻拿轻放及内镜盘放时电气接头部、操作部切勿压迫先端弯曲部。建议配置充气式先端保护套和无菌转运袋,防止转运过程中的磕碰和二次污染。

(4) X10 (内镜自然老化):高频次使用及消毒液腐蚀共同导致。建议定期巡检及预防性维护,对于诸如密封圈、按钮等易损件应定期更换,避免故障范围扩大。

3 结论

(1) 鉴于FTA模型与BN模型具有相通性,结合BN的双向推理能力,本文提出了一种基于FTA-FBN的医疗设备失效诊断方法,使得分析计算更加高效,方便快速故障定位。

(2) FTA-FBN模型引入了模糊集合理论,用模糊子集描述节点的条件概率,降低了获取精准概率值的难度,同时能充分利用专家的经验知识,使

得该模型具有处理模糊的、不确定信息的能力。

(3) 本文通过内镜失效诊断分析实例,介绍了FTA-FBN模型在医疗设备可靠性、敏感性分析及设备致因诊断等方面的应用情况。通过模块化设计,分析设备的失效模式,重新定义顶事件和底事件,调整故障树结构和模糊数参数即可将该模型扩展至影像设备、生命支持系统等多元场景,无须重新设计模型框架。

参考文献

- [1] 国家药品监督管理局药品评价中心. 国家医疗器械不良事件监测年度报告(2023年)[R/OL]. (2024-10-18)[2025-03-28]. https://www.cdr-adr.org.cn/ylqx_1/Medical_aqjs/Medical_aqjs_sjbg/202410/t20241018_50898.html.
- [2] 王梦婷,代勇,刘麒麟. 可靠性维修理论在医用软性内窥镜维修决策中的应用[J]. 中国医疗设备, 2018, 33(7): 150-153.
- [3] LIAO H, YIN X, WU X, et al. An enhanced failure mode and effect analysis method based on preference disaggregation in risk analysis of intelligent wearable medical devices[J]. Eng Appl Artif Intel, 2025, 147: 110384.
- [4] 杨刚,郑骏,陈斯尧,等. 基于故障树分析法的内窥镜故障分析及改进[J]. 中国医疗设备, 2019, 34(12): 118-121.
- [5] WEN C J, LI C, LI B, et al. Reliability analysis of aseptic connection instrument connection based on fuzzy FTA[J]. IOP Conf. Ser: Mater. Sci. Eng, 2019, 569: 042028.
- [6] 马玉春,秦航,殷小进. 基于机器学习算法的医疗设备运维状态自主感知及主动预警模型研究[J]. 中国医疗器械杂志, 2021, 45(5): 580-584.
- [7] RAHMAN N H A, HASIKIN K, RAZAK N A A, et al. Medical device failure predictions through AI-driven analysis of multimodal maintenance records[J]. IEEE Access, 2023, 11: 93160-93179.
- [8] 范莉萍,郎朗,肖晶晶,等. 基于故障树的多参数监护仪故障智能诊断专家系统研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2022, 39(3): 586-595.
- [9] 尹晓伟,钱文学,谢里阳. 系统可靠性的贝叶斯网络评估方法[J]. 航空学报, 2008, 29(6): 1482-1489.
- [10] CHEN T T, WANG C H. Fall risk assessment of bridge construction using Bayesian network transferring from fault tree analysis[J]. J Civ Eng Manag, 2017, 23(2): 273-282.
- [11] 仝兆景,王鹏超,樊永奎,等. 基于改进精细复合多尺度样本熵与贝叶斯网络的滚动轴承故障诊断方法[J/OL]. 中国机械工程, 1-8[2025-03-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20250325.1612.030.html>.
- [12] 李金蓉,杨玉中. DS理论-贝叶斯网络下的煤矿通风系统风险评估[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(8): 146-153.
- [13] 秦岩,盛武. 基于贝叶斯网络的煤矿顶板事故致因研究[J]. 矿业安全与环保, 2022, 49(3): 136-142.
- [14] 彭倩,付泽,杨晨瀚,等. 基于FTA-FBN的电动矿卡动力电池故障诊断[J]. 中国工程机械学报, 2024, 22(5): 667-672.
- [15] 谢丽媛,王振. 基于三角模糊数的压缩机组外水冷却系统失效概率分析[J]. 石油工业技术监督, 2023, 39(8): 45-50.
- [16] 王守镜,廖先珍,王梦婷,等. 基于层次分析法与维修数据的消化内镜失效元件分析[J]. 华西医学, 2019, 34(6): 625-631.