

应用数据基线模型的重燃叶片制造质量异常溯源路径搜索方法

朱铜¹, 艾松², 陈琨¹, 李明雪¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安;

2. 清洁高效透平动力装备全国重点实验室, 618000, 四川德阳)

摘要: 针对重型燃气轮机高温透平叶片(以下简称重燃叶片)质量异常溯源时质量因素的改进难度大、质量异常溯源路径不清晰的问题,提出一种应用国家质量基础设施(NQI)数据基线模型的质量异常溯源路径搜索方法。该方法构建重燃叶片全域的NQI数据基线模型,提供重燃叶片制造全域的制造逻辑标准与NQI质量控制逻辑标准;根据质量事件间复杂逻辑关系,构建T-S质量风险树,引入超椭圆模型进行计算分析,求解基本事件的后验概率和关键重要度;考虑后验概率、关键重要度及启发式信息值等属性,采用改进VIKOR算法求取各方案的区间折衷值,结合二元联系数可能度函数的区间数排序方法得到质量异常溯源的最优方案,考虑属性值随搜索进程的更新,得到最优的质量异常溯源搜索路径。以NQI数据基线模型的某工艺过程为例进行应用验证,结果表明,利用该溯源路径搜索与随机搜索诱因相比,溯源效率提升38%,能在更短的时间内找到引发型壳质量异常的原因,为质量改进提供了参考。

关键词: 重型燃气轮机叶片;国家质量基础设施数据基线;制造质量;异常溯源

中图分类号: TH162 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202402014 **文章编号:** 0253-987X(2024)02-0136-10

A Traceability Path Search Method for Manufacturing Quality Anomalies of High-Temperature Turbine Blades of Heavy-Duty Gas Turbines Using Data Baseline Model

ZHU Tong¹, AI Song², CHEN Kun¹, LI Mingxue¹

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. State Key Laboratory of Clean and Efficient Turbomachinery Power Equipment, Deyang, Sichuan 618000, China)

Abstract: Aiming at the issue that the improvement of quality factors is difficult and the traceability path of quality anomalies is unclear in quality anomaly trace of heavy gas turbine high-temperature turbine blades, a quality anomaly traceability path search method based on national quality infrastructure (NQI) data baseline model is proposed. The NQI data baseline model of heavy gas turbine high-temperature turbine blades manufacturing field is constructed, so as to provide the manufacturing logic standard and NQI quality control logic standard of heavy gas turbine blades manufacturing field. According to the complex logical relationship between quality events, the posterior probability and critical importance of basic events are solved by constructing the T-S

quality risk tree and introducing the hyper-ellipsoid model. Considering the posterior probability, key importance and heuristic information value, the improved VIKOR algorithm is used to obtain the interval compromise value of each scheme, and the interval number ranking method of the possibility function of the binary connection number is combined to obtain the optimal scheme of quality anomaly traceability. Considering the update of attribute values with the search process, the optimal quality anomaly traceability search path is obtained. Taking a process of NQI data baseline model as an example for application verification, the results show that, compared with random search for incentives, the tracing efficiency is improved by 38% by using this tracing path and the causes of abnormal shell quality can be found faster, which provides a reference for quality improvement.

Keywords: high-temperature turbine blades; national quality infrastructure data baseline; manufacturing quality; anomaly tracing

高温透平叶片是重型燃气轮机(简称重燃)的核心关键部件,其制造质量决定了重燃的技术水平。目前高温透平叶片正由试制成功向批量生产过渡,其制造质量仍处于不稳定状态,影响高温透平叶片制造质量的工艺因素众多,各因素与质检合格之间的机理关系复杂,难以构建精确的机理模型,当发生质量异常问题时,企业无法及时追溯并控制引起质量异常的因素,溯源路径不清晰。目前关于制造质量异常溯源的方法主要有基于分析模型的方法、基于过程数据的方法、以及基于溯源决策的方法。

实施基于分析模型的异常溯源方法需要深入理解制造过程的机理,并通过构建精确的数学解析模型来追溯制造质量异常。基于分析模型的异常溯源方法主要包括状态空间法^[1]、分析冗余法^[2]、参数估计法^[3]和等价空间法^[4]。

实施基于过程数据的异常溯源方法需要展开离线学习,以足够了解大批过程数据中所暗含的信息。刘金俊^[5]为了解决钢铁生产工艺流程较为复杂的问题,提出了一种异常溯源方法。该方法首先通过 Spark 并行算法实现溯源,接着通过 BP 神经网络对数据实施训练,验证了该方法的有效性。丁进良等^[6]针对厚板板形质量监控的大数据综合分析利用问题,提出了“可视+交互+算法”融合模式的厚板板形质量监控与异常诊断方法,通过实验验证结果表明了所提出方法的有效性。王浩宇^[7]基于对数据挖掘技术的研究,设计并实现了一套质量预测与溯源系统,并通过实例验证了该系统在质量预测与溯源方面的适用性。

质量异常溯源决策算法方面通过系统已知的多源质量风险信息,采用决策算法定位质量异常发生

的原因。主要目的是确定质量异常溯源的检测先后顺序,究其本质,即为多属性决策寻优。Jun 等^[8]采用基于贝叶斯网络的方法,并在此基础上发展了新的故障识别和推理方法。Geum 等^[9]结合 FMEA 与灰色关联方法,对诊断服务系统进行故障分析。姚成玉等^[10]为进行液压系统的故障搜索,提出了一种基于基本事件 T-S 重要度的故障搜索方法。刘平^[11]通过巧妙结合模糊综合评价法、灰色关联评价法以及层次分析法,提出了一种更加智能的故障诊断与分析方法。陈银等^[12]针对航空装备故障制定科学的维修方案,提出基于图像特征融合的航空装备多属性维修决策方法,利用主成分分析方法与投影寻踪方法融合航空装备图像,结合灰色模糊数和灰色关联关系矩阵方式获得航空装备多属性维修决策结果。姚成玉等^[13]针对传统方法中假设正常和故障状态的局限性,提出一种基于 T-S 模糊故障树的溯源搜索方法,以实现更准确的故障诊断。杨世凤等^[14]在设备故障诊断的最优搜索策略中,考虑了故障率和搜索代价等因素进行多属性决策和理想求解。王永昌等^[15]在橡胶压块机液压系统故障诊断及搜索策略方法中考虑了故障发生概率和故障搜索代价等因素。申桂香等^[16]提出一种基于多属性群决策的改进 FMEA 方法并以某型加工中心为例进行方法应用,验证了方法的合理性和有效性。张卫亮等^[17]通过监测高空作业车变幅以及回转液压系统回路的关键参数,结合故障树的定性分析与定量计算,指导故障诊断。文献[18-19]运用多极 VIKOR 方法进行故障诊断与选型,考虑到实际系统故障所具有的灰色性^[20],提出了模糊灰色相结合的多属性决策模型,决定其故障诊断的排列顺序。

何庆飞等^[21]通过逼近理想解的排序方法,得到了某型起重机故障的底事件所对应的最优搜索策略。

针对上述问题,本文提出一种应用 NQI 数据基线模型的重燃叶片制造质量异常溯源路径搜索方法。首先基于风险思维构建 NQI 数据基线模型,进行重燃叶片制造质量全要素的全域覆盖;然后引入超椭圆模型对 NQI 数据基线进行计算分析,解决数据的不确定性和区间保守的问题;最后基于改进 VIKOR 算法与多属性值求取质量异常溯源的最优路径。以某型号叶片制造过程为例对本文方法进行应用验证,所得结果为质量因素追溯的优先级提供了参考。

1 NQI 数据基线构建与计算分析

1.1 NQI 数据基线的构建

NQI 数据基线是重燃叶片制造过程中以数据驱动的方式提供了计量、标准、检验检测等方面全域、全要素的管控要求,即各管控要点的标准、质量问题的判定以及相应的处理措施这一完整的管控体系,通过数据的不断收集,从而达到整个体系的不断完善。该模型由横向的制造逻辑数据基线和纵向的质量控制逻辑数据基线构成。

1.1.1 制造逻辑数据基线

重燃叶片制造过程的制造逻辑数据基线,其主要数据组成是每道工序的质量控制点以及相关的计量、标准、检验检测、认证认可等要求。本文的制造逻辑数据基线根据不同叶片型号以及不同工艺阶段来进行划分,结合企业的标准文件——《制造工艺与检验计划》(MPIP)来构建,该文件包含了工序名称、工序参考的标准规范、质量控制点以及相应的质量活动与记录。

1.1.2 质量控制逻辑数据基线

为了更加准确地描述逻辑复杂的事件关系并表达质量异常的多态性,本文引入 T-S 模型帮助预防和应对质量异常问题。T-S 模型使用模糊逻辑来描述事件和概率,反应实际情况中的复杂性和不确定性,能够更全面地评估系统的风险和可靠性。

在每个质量控制点处构建适合重燃叶片制造过程的 T-S 质量风险树模型,一个 T-S 质量风险树示例如图 1 所示。

由于重燃叶片制造过程的质量异常可能具有不同的严重程度,为了在一定程度上刻画不同的质量异常程度,采用模糊数对其进行描述,如表 1 所示。

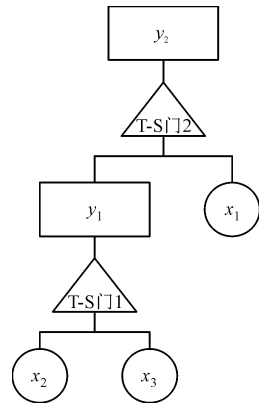


图 1 T-S 质量风险树示例

Fig. 1 Example of T-S quality risk tree

表 1 模糊数对应的质量异常程度

Table 1 Description of quality anomaly degree corresponding to fuzzy numbers

模糊数	对应的质量异常程度
0	未产生异常
0.5	中等异常
1.0	严重异常

假设图 1 中基本事件 x_1 、 x_2 、 x_3 中间事件 y_1 和顶事件 y_2 均存在 3 种质量异常状态,分别表示为 $(0, 0.5, 1)$,其中状态为 0 时表示无异常;状态为 0.5 时表示中等异常;状态为 1 时表示严重异常,可得 T-S 门 2 的描述规则,如表 2 所示。以 $P_{25}(1)$ 为例,其表示当基本事件 x_1 和中间事件 y_1 异常状态均为 0.5 时,顶事件 y_2 异常状态为 1 的可能性。将不同型号、不同工艺阶段的叶片制造逻辑数据基线与 NQI 质量控制逻辑数据基线相结合,即可得到重燃叶片制造全域的 NQI 数据基线模型。

表 2 T-S 门 2 的描述规则

Table 2 Description rules for T-S gate 2

规则	x_1	y_1	P		
			$y_2=0$	$y_2=0.5$	$y_2=1.0$
1	0	0	$P_{21}(0)$	$P_{21}(0.5)$	$P_{21}(1)$
2	0	0.5	$P_{22}(0)$	$P_{22}(0.5)$	$P_{22}(1)$
3	0	1.0	$P_{23}(0)$	$P_{23}(0.5)$	$P_{23}(1)$
4	0.5	0	$P_{24}(0)$	$P_{24}(0.5)$	$P_{24}(1)$
5	0.5	0.5	$P_{25}(0)$	$P_{25}(0.5)$	$P_{25}(1)$
6	0.5	1.0	$P_{26}(0)$	$P_{26}(0.5)$	$P_{26}(1)$
7	1.0	0	$P_{27}(0)$	$P_{27}(0.5)$	$P_{27}(1)$
8	1.0	0.5	$P_{28}(0)$	$P_{28}(0.5)$	$P_{28}(1)$
9	1.0	1.0	$P_{29}(0)$	$P_{29}(0.5)$	$P_{29}(1)$

1.2 NQI 数据基线模型的计算分析

由于重燃叶片制造质量数据具有不完整性且某

些检测数据难以获取,难以精确表达其先验信息,因此本文在区间先验信息的基础上引入超椭球模型,约束区间变量,从而可以在某种意义上解决分析结果区间覆盖范围大、精度低的问题。

二维空间区间模型和超椭球模型比较如图2所示,超椭球模型排除了基本事件概率的一部分可能范围,从而产生比区间模型更准确的计算结果^[23]。

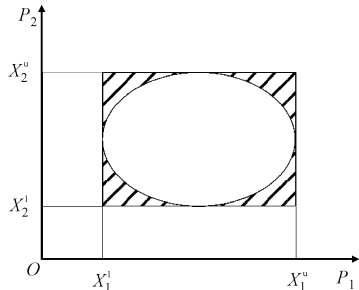


图2 二维空间区间模型和超椭球模型对比

Fig. 2 Comparison of an interval model and hyperellipsoidal model in two-dimensional space

超椭球模型的基本思想是通过超椭球的限制和变量的转化以及与失效面(即极限状态曲面)的距离计算,来描述不确定参数的特征和偏差情况^[24]。若 $x_1^{a_1}, x_2^{a_2}, \dots, x_n^{a_n}$ 表示 T-S 质量风险树中事件 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 的质量异常状态,其中 $a_n = 1, 2, \dots, k_s$ ($s = 1, 2, \dots, n$), k_s 表示某个事件的质量异常状态个数。那么基本事件 $x_i^{a_i}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 各质量异常状态的区间模糊概率可表述为如下的超椭球模型

$$\left(\frac{P_h(x_1^{a_1}) - P_m(x_1^{a_1})}{P_r(x_1^{a_1})}, \dots, \frac{P_h(x_n^{a_n}) - P_m(x_n^{a_n})}{P_r(x_n^{a_n})} \right) \cdot \left(\frac{P_h(x_1^{a_1}) - P_m(x_1^{a_1})}{P_r(x_1^{a_1})}, \dots, \frac{P_h(x_n^{a_n}) - P_m(x_n^{a_n})}{P_r(x_n^{a_n})} \right)^T \leq 1 \quad (1)$$

式中: $P_h(x_i^{a_i})$ 为基本事件 x_i 的区间模糊概率; $P_m(x_i^{a_i})$ 为基本事件 x_i 区间模糊概率的名义值; $P_r(x_i^{a_i})$ 为基本事件 x_i 区间模糊概率的离差。

引入矢量 $\mathbf{z}$ 使基本事件异常状态可能性落在式(1)所示的超椭球域内,即

$$\mathbf{z} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{Q} \quad (2)$$

$$\mathbf{D} = \text{diag}[P_r(x_1^{a_1}), P_r(x_2^{a_2}), \dots, P_r(x_n^{a_n})] \quad (3)$$

$$\mathbf{Q} = [P_h(x_1^{a_1}), P_h(x_2^{a_2}), \dots, P_h(x_n^{a_n})]^T \quad (4)$$

故而式(1)表述为新的超椭球模型

$$(\mathbf{z} - \mathbf{z}_0)^T (\mathbf{z} - \mathbf{z}_0) \leq 1 \quad (5)$$

$$\mathbf{z}_0 = \left[\frac{P_m(x_1^{a_1})}{P_r(x_1^{a_1})}, \frac{P_m(x_2^{a_2})}{P_r(x_2^{a_2})}, \dots, \frac{P_m(x_n^{a_n})}{P_r(x_n^{a_n})} \right]^T \quad (6)$$

根据式(5)可知,基本事件发生异常的区间模糊概率在 $\Delta \mathbf{z} = \mathbf{z} - \mathbf{z}_0$ 的超椭球空间内部任意均衡取值,假如 $(r, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{n-1})$ 为单位超椭球的球坐标,

其中 $r \in [0, 1], \theta_i \in [0, 2\pi], i = 1, 2, \dots, n-1$, 则基本事件 x_i 发生异常的区间模糊概率为

$$\begin{cases} P_h(x_1^{a_1}) = P_r(x_1^{a_1}) r \cos \theta_1 + P_m(x_1^{a_1}) \\ P_h(x_2^{a_2}) = P_r(x_2^{a_2}) r \sin \theta_1 \cos \theta_2 + P_m(x_2^{a_2}) \\ \vdots \\ P_h(x_n^{a_n}) = P_r(x_n^{a_n}) r \sin \theta_1 \cdots \sin \theta_{n-2} \sin \theta_{n-1} + P_m(x_n^{a_n}) \end{cases} \quad (7)$$

1.2.1 后验概率计算

后验概率反映了顶事件发生异常时基本事件异常的可能性,适用于异常溯源。当已知顶事件 T 质量异常状态为 T_p 的条件下,各基本事件 x_i 质量异常状态为 a_i 的后验概率公式为

$$P_h(x_i^{a_i} | T = T_p) = \frac{P_h(x_i^{a_i}, T = T_p)}{P_h(T = T_p)} = \frac{\sum_{x_1, x_2, \dots, x_n} P_h(x_1, \dots, x_i^{a_i}, \dots, x_n, T = T_p)}{P_h(T = T_p)} \quad (8)$$

式中: $P_h(x_i^{a_i}, T = T_p)$ 为基本事件 x_i 质量异常状态 a_i 与顶事件 T 质量异常状态为 T_p 的联合概率。

1.2.2 关键重要度计算

基本事件 x_i 质量异常状态为 a_i 时对顶事件 T 质量异常状态为 T_p 的概率重要度为

$$I_{\text{Pr}^{(p)}}^{(T)}(x_i^{a_i}) = P_h(T_p, P_h(x_i^{a_i}) = 1) - P_h(T_p, P_h(x_i^{a_i}) = 0) \quad (9)$$

式中: $P_h(x_i^{a_i})$ 为基本事件 x_i 质量异常状态为 a_i 的区间模糊概率; $P_h(T_p, P_h(x_i^{a_i}) = 1)$ 为基本事件 x_i 质量异常状态为 a_i 的区间模糊概率为 1 时引起顶事件 T 质量异常状态为 T_p 的概率; $P_h(T_p, P_h(x_i^{a_i}) = 0)$ 为基本事件 x_i 质量异常状态为 a_i 的区间模糊概率为 0 时引起顶事件 T 质量异常状态为 T_p 的概率。

关键重要度也称为相对概率重要度,是基本事件质量异常状态概率的变化率引起顶事件质量异常状态概率的变化率。关键重要度是指基本事件 x_i 质量异常状态为 a_i 时的区间模糊概率 $P_h(x_i^{a_i})$ 变化率与引起顶事件 T 质量异常状态为 T_p 发生概率变化的比值

$$I_{\text{Cr}^{(p)}}^{(T)}(x_i^{a_i}) = \frac{P_h(x_i^{a_i})}{P_h(T = T_p)} I_{\text{Pr}^{(p)}}^{(T)}(x_i^{a_i}) \quad (10)$$

式中: $P_h(T = T_p)$ 为顶事件 T 质量异常状态 T_p 的区间模糊概率; $I_{\text{Pr}^{(p)}}^{(T)}(x_i^{a_i})$ 为基本事件 x_i 质量异常状态 a_i 对顶事件 T 质量异常状态为 T_p 的概率重要度。

因此,基本事件 x_i 对顶事件 T 质量异常状态为 T_p 的关键重要度为

$$I_{\text{Cr}^{(p)}}^{(T)}(x_i) = \frac{1}{k_i - 1} \sum_{a_i=2}^{k_i} I_{\text{Cr}^{(p)}}^{(T)}(x_i^{a_i}) \quad (11)$$

式中: k_i 为基本事件 x_i 所有质量异常状态的数量;

$I_{\text{Crp}}^{(T)}(x_i^{a_i})$ 为基本事件 x_i 质量异常状态 a_i 时对顶事件 T 质量异常状态 T_p 的关键重要度。

2 基于改进 VIKOR 算法的质量异常溯源路径搜索方法

2.1 多属性的选取与定义

由前文内容可构造出异常溯源的多属性群决策表。假设某顶事件下有 n 个基本事件,每个基本事件代表一个溯源方案,用 $x_i(i = 1, 2, \cdots, n)$ 表示;每个基本事件的 k 个因素作为评估属性,用 $v_j(j = 1, 2, \cdots, k)$ 表示。后验概率是很适合进行异常溯源的评估属性之一,且基本事件的关键重要度相比概率重要度更能刻画其对顶事件的影响程度,基于此,本文将上述两个因素作为搜索方案的评估属性 $v_1、v_2$ 。

信息启发式函数^[23]在质量异常溯源中起着重要的作用。由于不同基本事件对应的质量改进难度不尽相同,因此质量异常溯源方案中应该要充分考虑改进难度与后验概率之间的平衡性。本文定义启发函数 $\widetilde{H}_i$ 的表达式为

$$\widetilde{H}_i = P_h(x_i^{a_i} \mid T = T_p) / \widetilde{S}_i \quad (12)$$

式中: $P_h(x_i^{a_i} \mid T = T_p)$ 为基本事件 x_i 的后验概率; $\widetilde{S}_i$ 为基本事件 x_i 的质量改进难度。本文搜索方案排序中 $\widetilde{H}_i$ 的大小是一个重要参考量,在前两个评估属性基础上新增一个属性即启发式信息价值 v_3 。

为了使评估属性 v_3 与 $v_1、v_2$ 保持一致的数据类型,本文采用区间值的方式来描述基本事件的改进难度,并将其进行分级,在本文中分为 10 级,级数及区间数越大,表示基本事件质量改进的难度越高,改进难度分级及对应区间数如表 3 所示。

表 3 改进难度分级及后验概率对应区间

Table 3 Improve difficulty grading and corresponding interval numbers	
改进难度分级	后验概率对应区间
1	[0, 0.1]
2	[0.1, 0.2]
3	[0.2, 0.3]
4	[0.3, 0.4]
5	[0.4, 0.5]
6	[0.5, 0.6]
7	[0.6, 0.7]
8	[0.7, 0.8]
9	[0.8, 0.9]
10	[0.9, 1]

2.2 多属性主客观综合赋权

针对本文采取的决策算法,在确定了相应的质量异常溯源搜索方案以及评估属性后,第一步就是构造相应的决策矩阵。本文定义了后验概率、关键重要度和启发式信息值 3 种评估属性,它们均属于效益型属性,因此采用的规范化公式

$$\boldsymbol{F} = [\underline{f}_{ij}, \bar{f}_{ij}] = \left[\frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^n \bar{x}_{ij}}, \frac{\bar{x}_{ij}}{\sum_{i=1}^n x_{ij}} \right] \quad (13)$$

式中: x_{ij} 为第 i 个异常溯源搜索方案中的第 j 个评估属性的值; n 为基本事件的个数; $\bar{x}_{ij}、x_{ij}$ 为区间数的上、下界; $\bar{f}_{ij}、f_{ij}$ 为评估属性值的上、下界。

为了综合主观赋权法与客观赋权法所存在的利弊,得到既具有专家经验,又反映数值客观变化程度的综合权重,本文提出采用主客观综合赋权法来确定多属性的权重值。

2.2.1 专家打分法确定主客观权重

假设第 i 名专家对三个评估属性的权重评分分别为 w_{ij} ,则其对第 j 个评估属性的相对权重评分为

$$w'_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum_{j=1}^k w_{ij}} \quad (14)$$

假设有 m 名专家,第 i 名专家的意见权重为 λ_i ,则求得第 j 个评估属性的相对权重为

$$w'_j = \sum_{i=1}^m w'_{ij} \lambda_i \quad (15)$$

2.2.2 熵权法确定客观权重

采用熵权法^[25]首先需要计算每一评估属性值的最优值 f_j^+ 以及最劣值 f_j^- ,可通过下式求解

$$f_j^+ = \max_{i \in N} \bar{f}_{ij}, f_j^- = \min_{i \in N^-} f_{ij}, j \in K \quad (16)$$

式中: N 为所有基本事件且 $N = \{1, 2, \cdots, n\}$; K 为所有评估属性且 $K = \{1, 2, \cdots, k\}$ 。

由于本文中的评估属性值为区间数,因此引入相离度来处理区间数,再利用熵权法获取客观权重值。假设 $a = [a^-, a^+]$ 和 $b = [b^-, b^+]$ 为两个区间数,则二者的相离度可以表示为 $D(a, b)$, 其计算公式为

$$D(a, b) = \sqrt{(a^- - b^-)^2 + (a^+ - b^+)^2} \quad (17)$$

相离度值越大,则表示两区间数相离的程度就越大,故规范化矩阵 $\boldsymbol{F} = [\underline{f}_{ij}, \bar{f}_{ij}]$ 和相离度矩阵 $\boldsymbol{D}'$ 的偏差值同步,将矩阵 $\boldsymbol{F} = [\underline{f}_{ij}, \bar{f}_{ij}]$ 转变为相离度矩阵 $\boldsymbol{D}' = (d_{ij})_{n \times k}$, 其中 $d_{ij} = D(f_{ij}, f_j^*)$, $f_j^* = [f_j^-, f_j^+]$ 。

对矩阵 $\boldsymbol{D}'$ 进行标准化

$$p_{ij} = \frac{d_{ij}}{\sum_{i=1}^n d_{ij}} \quad (18)$$

计算在属性 v_j 下的熵值 H_j

$$H_j = -K \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \quad (19)$$

式中: $K = 1/\ln k (K > 0, 0 \leq p_{ij} \leq 1)$, 若 $p_{ij} = 0$, 则 $p_{ij} \ln p_{ij} = 0$ 。

计算各属性客观权重值

$$w_j'' = \frac{1 - H_j}{\sum_{j=1}^n (1 - H_j)} \quad (20)$$

在分别得到主客观权重之后, 本文采用线性组合法得到区间多属性的主客观综合权重

$$w_j = \beta w_j' + (1 - \beta) w_j'' \quad (21)$$

式中: β 为主观权重系数, 反映专家主观判断在属性权重中所占的比例, $\beta \in [0, 1]$ 。

2.3 最优溯源路径确定

2.3.1 折衷值计算

根据 VIKOR 算法, 计算质量异常溯源搜索方案的折衷值, 主要步骤如下。

计算群体效益值 $S_i = [S_i^-, \bar{S}_i]$

$$S_i^- = \sum_{j=1}^k w_j \left(\frac{f_j^+ - \bar{f}_{ij}}{f_j^+ - f_j^-} \right) \quad (22)$$

$$\bar{S}_i = \sum_{j=1}^k w_j \left(\frac{f_j^+ - f_{ij}}{f_j^+ - f_j^-} \right) \quad (23)$$

计算个别遗憾度 $R_i = [R_i^-, \bar{R}_i]$

$$R_i^- = \max_{j \in K} \left\{ w_j \left(\frac{f_j^+ - \bar{f}_{ij}}{f_j^+ - f_j^-} \right) \right\} \quad (24)$$

$$\bar{R}_i = \max_{j \in K} \left\{ w_j \left(\frac{f_j^+ - f_{ij}}{f_j^+ - f_j^-} \right) \right\} \quad (25)$$

则质量异常溯源搜索方案的折衷值 $Q_i = [Q_i^-, \bar{Q}_i]$

$$Q_i^- = v \frac{S_i^- - S^-}{S^+ - S^-} + (1 - v) \frac{R_i^- - R^-}{R^+ - R^-} \quad (26)$$

$$\bar{Q}_i = v \frac{\bar{S}_i - S^-}{S^+ - S^-} + (1 - v) \frac{\bar{R}_i - R^-}{R^+ - R^-} \quad (27)$$

式中: v 为决策机制系数; $S^- = \min_i S_i^-$; $S^+ = \min_i \bar{S}_i$; $R^- = \min_i R_i^-$; $R^+ = \min_i \bar{R}_i$ 。

折衷值 Q_i 的大小直接反映了搜索方案的优劣, 为对本文得到的区间折衷值进行大小排序, 本文引入基于二元联系数可能度函数的区间数排序算法来获得最优的溯源方案。

2.3.2 二元联系数可能度函数的定义

在实数域 R 上两区间数 $\tilde{a} = [\underline{a}, \bar{a}]$, $\tilde{b} = [\underline{b}, \bar{b}]$,

称 l_a 为区间数 $\tilde{a}$ 的长度, 且 $l_a = \bar{a} - \underline{a}$; 称 l_b 为区间数 $\tilde{b}$ 的长度, 且 $l_b = \bar{b} - \underline{b}$; 称区间数 $\tilde{a}$, $\tilde{b}$ 的并集 $\tilde{L}$ 为

$\tilde{a}$, $\tilde{b}$ 的比较空间 Ω , 其长度 l_L 为

$$l_L = \begin{cases} l_a + l_b, \tilde{a} \cap \tilde{b} = \emptyset \\ \max(\bar{a}, \bar{b}) - \min(\underline{a}, \underline{b}), \tilde{a} \cap \tilde{b} \neq \emptyset \end{cases} \quad (28)$$

在比较空间 Ω 上, 有集合 $\tilde{T} = \{x | x < \underline{a} \cup x > \bar{b}\}$, 称 $\tilde{T}$ 为 $\tilde{a} \geq \tilde{b}$ 时的同一集, 同一集的长度记为 l_T ; 同理, 在比较空间 Ω 上, 有集合 $\tilde{C} = \{x | x \in \tilde{a} \cap x \in \tilde{b}\}$, 称 $\tilde{C}$ 为 $\tilde{a} \geq \tilde{b}$ 时的差异集, 差异集的长度记为 l_C 。因此, 假设实数域 R 上两区间数 $\tilde{a} = [\underline{a}, \bar{a}]$, $\tilde{b} = [\underline{b}, \bar{b}]$, 定义 $\tilde{a} \geq \tilde{b}$ 的二元联系数可能度函数为

$$P(\tilde{a} \geq \tilde{b}) = \frac{l_T}{l_L} + \frac{l_b}{l_a + l_b} \frac{l_C}{l_L} \quad (29)$$

2.3.3 最优搜索方案确定

基于以上二元联系数可能度函数的定义, 本文最佳搜索方案确定的具体步骤如下。

步骤1 针对各折衷值 $Q_i = [Q_i^-, \bar{Q}_i] (i = 1, 2, \dots, n)$, 计算各区间数长度 l_{Q_i} 。

步骤2 确定任意两折衷值 Q_i 和 Q_k 的位置关系, 分析确定在 $Q_i \geq Q_k$ 背景下的比较空间长度 l_L 、同一集长度 l_T 以及差异集长度 l_C 。

步骤3 按式(29)计算 $Q_i \geq Q_k$ 的二元联系数可能度 $P^*(Q_i \geq Q_k)$, 并构建可能度矩阵 P^*

$$P^* = \begin{bmatrix} P_{11}^* & P_{12}^* & \cdots & P_{1n}^* \\ P_{21}^* & P_{22}^* & \cdots & P_{2n}^* \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{n1}^* & P_{n2}^* & \cdots & P_{nn}^* \end{bmatrix} \quad (30)$$

式中: $P_{ik}^* = P^*(Q_i \geq Q_k)$, 且有 $P_{ii}^* = 0.5$ 。

步骤4 令各折衷值的综合可能度 P_i^* 作为质量异常溯源搜索方案的最终排序结果, 其对应公式为

$$P_i^* = \sum_{k=1}^n P_{ik}^* \quad (31)$$

根据折衷值的定义, 综合可能度 P_i^* 的值越小, 质量异常溯源搜索方案越优, 即质量发生异常时需要优先改进此基本事件。

3 应用案例

3.1 NQI 数据基线模型构建

高温透平叶片的精铸工艺流程包括 14 个大工序、70 个小工序、700 多个控制参数。由于其整体制造工艺过程非常复杂, 质量控制点众多, 因此本文后续将以型壳制备工艺为研究对象进行具体的建模分析。

型壳制备工艺过程可以细分为蜡模清洗、自

动制壳、蒸汽脱蜡、型壳焙烧、清洗型壳这 5 个小工序。根据制造逻辑数据基线,结合本文提出的 T-S 质量风险树的构建方法,得到高温透平叶片型壳制备工艺的 T-S 质量风险树如图 3 所示。在图 3 中,顶事件 T 表示型壳制备工艺质量异常, $y_1 \sim y_4$ 为中间事件,分别代表蜡模清洗不充分、型壳涂挂性能不均匀、脱蜡后型壳缺陷以及型壳内窥质量异常,

$x_1 \sim x_{16}$ 为基本事件,分别代表蜡模质量、操作员 1、清洗剂、自动制壳设备、浆料、砂料、环境温湿度、干燥时间、脱蜡釜、脱蜡温度、脱蜡时间、电炉、升温速率、焙烧温度、焙烧时间以及操作员 2。

由于 NQI 数据基线模型十分复杂,进行整体的分析将耗时耗力,因此本文后续将以型壳制备工艺所对应的 T-S 质量风险树为例进行计算分析与溯源。

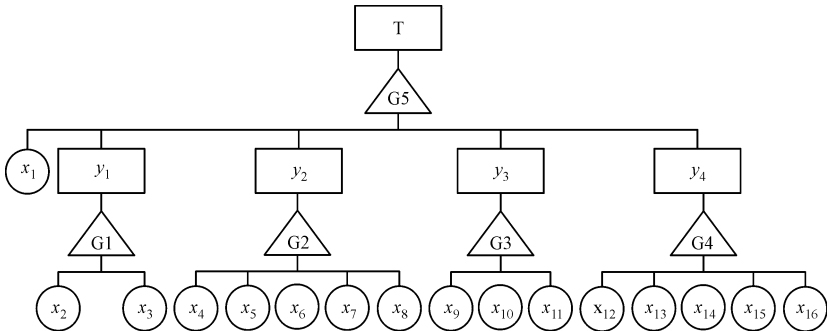


图 3 高温透平叶片型壳制备工艺 T-S 质量风险树

Fig. 3 T-S quality risk tree for high temperature turbine blade shell preparation process

3.2 模型计算

型壳制备工艺所对应的 T-S 质量风险树中的基本事件名称及相应状态的先验概率如表 4 所示。

表 4 基本事件先验概率

Table 4 Prior probability table of basic events

基本事件	基本事件状态	先验概率
x_1	0	[0.931,0.962]
	0.5	[0.022,0.051]
	1	[0.005,0.016]
x_2	0	[0.922,0.941]
	0.5	[0.026,0.043]
	1	[0.015,0.032]
x_3	0	[0.926,0.964]
	1	[0.035,0.074]
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_{16}	0	[0.882,0.911]
	1	[0.089,0.125]

根据各事件间逻辑关系,得到型壳制备工艺 T-S质量风险树中。由以上信息,结合超椭圆模型,利用式(23)~(27)求得基本事件的后验概率和关键重要度,结果如表 5 所示。

表 5 基本事件的后验概率和关键重要度

Table 5 Posterior probability and critical importance of basic events

基本事件	区间后验概率	区间关键重要度
x_1	[0.059,0.011]	[0.016,0.024]
x_2	[0.113,0.143]	[0.054,0.068]
x_3	[0.077,0.117]	[0.014,0.020]
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_{16}	[0.117,0.132]	[0.054,0.068]

3.3 最优搜索路径确定

考虑到每个基本事件的质量改进难度不同,根据表 3 的改进难度分级及对应区间数,利用式(28)计算出每个基本事件对应的启发式信息值,如表 6 所示。

表 6 基本事件的改进难度和启发式信息值

Table 6 Improvement difficulty and heuristic information value of basic events

基本事件	改进难度	启发式信息值
x_1	[0.6,0.7]	[0.083,0.185]
x_2	[0.2,0.3]	[0.373,0.722]
x_3	[0.1,0.2]	[0.380,1.181]
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_{16}	[0.1,0.2]	[0.585,1.326]

将基本事件后验概率、关键重要度和启发式信息值作为质量异常溯源搜索方案的 3 个评估属性,建立相应的区间多属性群决策表,如表 7 所示。

表 7 型壳制备工艺异常溯源搜索决策表
Table 7 Decision table for tracing abnormalities in shell preparation process

基本事件	后验概率	关键重要度	启发式信息值
x_1	[0.059,0.011]	[0.016,0.024]	[0.083,0.185]
x_2	[0.113,0.143]	[0.054,0.068]	[0.373,0.722]
x_3	[0.077,0.117]	[0.014,0.020]	[0.380,1.181]
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_{16}	[0.117,0.132]	[0.054,0.068]	[0.585,1.326]

本文邀请 3 名专家对 3 个属性进行评分,各专家对应的权重及其对 3 个属性的打分如表 8 所示。

表 8 专家打分表
Table 8 Expert scoring table

专家编号	权重	后验概率 得分	关键重要度 得分	启发式信 息值得分
1	0.35	8	7	7
2	0.40	9	8	6
3	0.25	7	8	8

采用专家打分法得到的主观权重分别为 $w'_1 = 0.359\ 9$ 、 $w'_2 = 0.337\ 4$ 、 $w'_3 = 0.302\ 7$ 。采用熵权法计算各个区间多属性的客观权重,得到的结果分别为 $w''_1 = 0.623\ 3$ 、 $w''_2 = 0.070\ 9$ 、 $w''_3 = 0.305\ 8$ 。本文将主观权重系数设为 0.35,采用线性组合得到区间多属性的主客观综合权重为 $w_1 = 0.531\ 1$ 、 $w_2 = 0.164\ 2$ 、 $w_3 = 0.304\ 7$ 。接着采用 VIKOR 算法计算各搜索方案的折衷值,如表 9 所示。

表 9 基本事件的折衷值
Table 9 Compromise value of each elementary event

基本事件	折衷值	基本事件	折衷值
x_1	[0.597,1.541]	x_9	[0.616,1.498]
x_2	[0.191,1.023]	x_{10}	[0.543,1.392]
x_3	[0.159,1.298]	x_{11}	[0.502,1.394]
x_4	[1.009,1.636]	x_{12}	[1.346,1.881]
x_5	[0.448,1.270]	x_{13}	[0.534,1.073]
x_6	[0.504,1.313]	x_{14}	[0.702,1.445]
x_7	[0.314,1.390]	x_{15}	[0.709,1.471]
x_8	[0.450,1.310]	x_{16}	[0.000,1.008]

采用二元联系数可能度函数的方法对区间折衷值进行排序,图 4 显示了型壳制备工艺质量异常溯

源搜索方案折衷值的综合可能度最终排序结果。

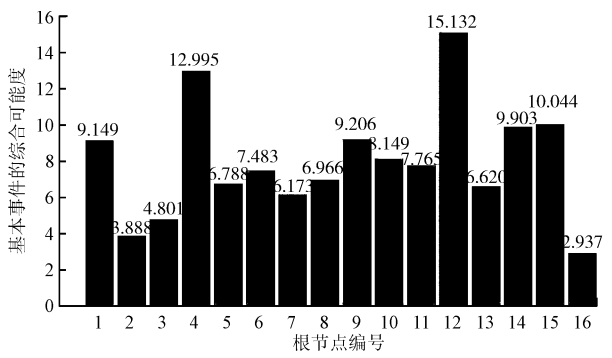


图 4 质量异常溯源搜索方案的排序结果
Fig. 4 Sorting results of quality abnormality traceability search scheme

从图 4 可以看出,型壳制备工艺异常溯源的最优搜索方案为 x_{16} ,因此若型壳制备工艺质量异常,首先需要进行改进的质量风险因素是操作员 2。

将其剔除,重新计算剩余基本事件的后验概率、关键重要度和启发式信息值,对质量异常溯源搜索方案的区间多属性决策表进行修正,如表 10 所示。

表 10 修正后的异常溯源搜索决策表
Table 10 Revised abnormality traceability search decision table

基本事件	后验概率	关键重要度	启发式信息值
x_1	[0.059,0.111]	[0.016,0.024]	[0.084,0.185]
x_2	[0.113,0.144]	[0.047,0.053]	[0.376,0.719]
x_3	[0.077,0.118]	[0.054,0.070]	[0.386,1.185]
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_{15}	[0.069,0.118]	[0.030,0.040]	[0.138,0.296]

按照与前面相同的步骤,求解出修正后的型壳制备工艺质量异常溯源搜索方案基本事件折衷值综合可能度的最终排序结果,如图 5 所示。

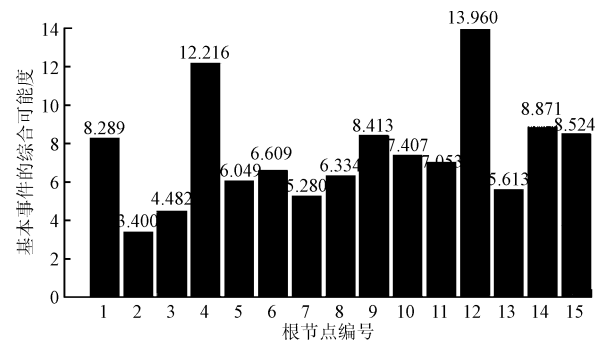


图 5 修正后质量异常溯源搜索方案的排序结果
Fig. 5 Revised sorting results of quality abnormality traceability search scheme

从图5可以看出,修正后的型壳制备工艺质量异常溯源搜索的最优方案为 x_2 。依次类推,当型壳制备工艺发生质量异常时,得到的最佳异常溯源搜索路径为 $x_{16} \rightarrow x_2 \rightarrow x_3 \rightarrow x_{13} \rightarrow x_7 \rightarrow x_8 \rightarrow x_5 \rightarrow x_6 \rightarrow x_{11} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_9 \rightarrow x_1 \rightarrow x_{15} \rightarrow x_{14} \rightarrow x_4 \rightarrow x_{12}$ 。企业利用该溯源路径搜索与随机搜索诱因相比,溯源效率提升38%,能在更短的时间内找到引发型壳质量异常的原因,及时控制并排查异常问题。

4 结 论

本文构建了重燃叶片制造全域的NQI数据基线模型,提供了重燃叶片的制造逻辑标准以及质量控制逻辑标准,引入了T-S质量风险树来表达质量控制逻辑,结合超椭圆模型计算了该模型下基本事件的区间后验概率与区间关键重要度;使用多属性决策方法,将后验概率、关键重要度以及启发式信息值作为关键属性,结合主客观综合赋权法与VIKOR算法得到各方案的区间折衷值,引入了二元联系数可能度函数的概念,计算了各方案的综合可能度,结合属性值的更新确定了最优的质量异常溯源搜索路径,利用该溯源路径搜索与随机搜索诱因相比,溯源效率提升38%,能够为基本事件质量改进的优先级提供有效的参考,从而为质量问题的解决提供更优的思路。

参考文献:

- [1] 于宁,王艳红,蔡明,等. 基于HSMM的机械故障演化预测诊断研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(1): 56-59.
YU Ning, WANG Yanhong, CAI Ming, et al. Study on prediction and diagnosis of mechanical fault evolution based on HSMM model [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018 (1): 56-59.
- [2] 帕孜来·马合木提,董小亮,杨莲,等. 新型解析冗余关系法在传感器故障诊断中的应用[J]. 传感器与微系统, 2014, 33(7): 157-160.
PAZILAI Mahemuti, DONG Xiaoliang, YANG Lian, et al. Application of new type method of analytical redundancy relation in sensor fault diagnosis [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2014, 33(7): 157-160.
- [3] 祁少阳,程珩,陈法法. 基于稳定分布参数估计的轴承故障诊断方法研究[J]. 太原理工大学学报, 2016, 47(3): 299-303.
QI Shaoyang, CHENG Hang, CHEN Fafa. Study on fault diagnosis of bearing based on stable distribution parameter estimation [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2016, 47(3): 299-303.
- [4] 薛婷,钟麦英. 基于SWT与等价空间的LDTV系统故障检测[J]. 自动化学报, 2017, 43(11): 1920-1930.
XUE Ting, ZHONG Maiying. SWT and parity space based fault detection for linear discrete time-varying systems [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(11): 1920-1930.
- [5] 刘金俊. 钢铁冶炼过程质量异常诊断方法的研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2017.
- [6] 丁进良,关凯丰,张同康. 面向厚板板形质量监控与异常诊断的大数据可视分析[J]. 控制与决策, 2023, 38(8): 2192-2202.
DING Jinliang, GUAN Kaifeng, ZHANG Tongkang. Big data visual analytics for heavy plate shape quality monitoring and anomaly diagnosis [J]. Control and Decision, 2023, 38(8): 2192-2202.
- [7] 王浩宇. MES环境下基于数据挖掘技术的质量预测与诊断系统研究[D]. 济南: 山东大学, 2014.
- [8] JUN H B, KIM D. A Bayesian network-based approach for fault analysis [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 81: 332-348.
- [9] GEUM Y, CHO Y, PARK Y. A systematic approach for diagnosing service failure: service-specific FMEA and grey relational analysis approach [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54 (11/12): 3126-3142.
- [10] 姚成玉,党振,陈东宁,等. 基于T-S模糊故障树分析的液压系统故障搜索策略[J]. 燕山大学学报, 2011, 35(5): 407-412.
YAO Chengyu, DANG Zhen, CHEN Dongning, et al. Fault search strategy of hydraulic system based on T-S fuzzy fault tree analysis [J]. Journal of Yanshan University, 2011, 35(5): 407-412.
- [11] 刘平. 设备智能故障诊断模型建立与研究[J]. 煤矿机械, 2009, 30(8): 231-234.
LIU Ping. Research and establishment of intelligent fault diagnosis model of mechanical equipment [J]. Coal Mine Machinery, 2009, 30(8): 231-234.
- [12] 陈银,郝田义,彭寒. 基于图像特征融合的航空装备多属性维修决策方法[J]. 制造业自动化, 2022, 44 (10): 170-173.
CHEN Yin, HAO Tianyi, PENG Han. Multi attribute maintenance decision method of aviation equipment based on image feature fusion [J]. Manufacturing Automation, 2022, 44(10): 170-173.

- [13] 姚成玉, 党振, 陈东宁, 等. 基于 T-S 模糊故障树分析的液压系统故障搜索策略 [J]. 燕山大学学报, 2011, 35(5): 407-412.
YAO Chengyu, DANG Zhen, CHEN Dongning, et al. Fault search strategy of hydraulic system based on T-S fuzzy fault tree analysis [J]. Journal of Yanshan University, 2011, 35(5): 407-412.
- [14] 杨世凤, 付连昆, 陈新宇, 等. 设备故障诊断最优搜索策略的求解 [J]. 振动、测试与诊断, 2004, 24(2): 117-120.
YANG Shifeng, FU Liankun, CHEN Xinyu, et al. Solution to optimal searching of equipment fault diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2004, 24(2): 117-120.
- [15] 王永昌, 赵静一, 张齐生. 基于故障树分析的橡胶压块机液压系统故障诊断及搜索策略 [J]. 中国机械工程, 2002, 13(18): 1555-1557.
WANG Yongchang, ZHAO Jingyi, ZHANG Qisheng. FTA-based fault diagnosis and search strategy for hydraulic system of rubber press [J]. China Mechanical Engineering, 2002, 13(18): 1555-1557.
- [16] 申桂香, 郑君, 张英芝, 等. 基于多属性群决策的加工中心故障模式风险分析 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2): 338-344.
SHEN Guixiang, ZHENG Jun, ZHANG Yingzhi, et al. Risk analysis of machining center failure mode based on multi-attribute group decision making [J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2): 338-344.
- [17] 张卫亮, 王彦平, 刘科, 等. 高空作业车液压系统故障诊断的研究 [J]. 机械与电子, 2015(8): 64-67.
ZHANG Weiliang, WANG Yanping, LIU Ke, et al. Aerial working platform hydraulic system fault diagnosis research [J]. Machinery & Electronics, 2015(8): 64-67.
- [18] 罗琦, 杨林, 韩莹, 等. 高压断路器故障诊断的一种多极新方法探究 [J]. 高压电器, 2019, 55(5): 82-87, 93.
LUO Qi, YANG Lin, HAN Ying, et al. Research of a new multi-polar analysis method to high-voltage circuit breaker fault diagnosis [J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(5): 82-87, 93.
- [19] CARICIMI R, DRANKA G G, SETTI D, et al. Reframing the selection of hydraulic turbines integrating analytical hierarchy process (AHP) and fuzzy VIKOR multi-criteria methods [J]. Energies, 2022, 15(19): 7383.
- [20] 靳娜, 娄寿春. 一种基于灰色模糊关系的多属性决策模型研究 [J]. 情报指挥控制系统与仿真技术, 2003(7): 44-47.
JIN Na, LOU Shouchun. Research on a multi-attribute decision model based on grey fuzzy relation [J]. Intelligence Command Control and Simulation Techniques, 2003(7): 44-47.
- [21] 何庆飞, 陈小虎, 姚春江, 等. 基于故障树搜索的起重机械液压系统故障定位方法研究 [J]. 机床与液压, 2019, 47(19): 176-180.
HE Qingfei, CHEN Xiaohu, YAO Chunjiang, et al. Research on fault locating method for hydraulic system of crane based on fault tree searching optimization [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(19): 176-180.
- [22] TOPPILA A, SALO A. A computational framework for prioritization of events in fault tree analysis under interval-valued probabilities [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2013, 62(3): 583-595.
- [23] QIU Zengshuai. Online domain description of big data based on hyperellipsoid models [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2021, 12(8): 2185-2197.
- [24] LEE J, LEE J S. Heuristic search for scheduling flexible manufacturing systems using lower bound reachability matrix [J]. Computers & Industrial Engineering, 2010, 59(4): 799-806.
- [25] 柯丽华, 唐华倩, 王其虎, 等. 基于二元联系数可能度函数的区间数排序方法及应用 [J]. 系统科学与数学, 2023, 43(2): 417-430.
KE Lihua, TANG Huaqian, WANG Qihu, et al. Ranking method of interval numbers based on possibility function of binary connection number and its application [J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2023, 43(2): 417-430.

(编辑 赵炜 陶晴)