李琰,王雪,李红霞. 基于差别矩阵与模糊贝叶斯网络的煤矿火灾风险评价模型[J]. 安全与环境学报, 2026, 26(8): 2927-2936.

Li Yan, Wang Xue, Li Hongxia. A coal mine fire risk assessment model based on difference matrix and fuzzy Bayesian network[J]. Journal of Safety and Environment, 2026, 26(8): 2927-2936.

基于差别矩阵与模糊贝叶斯网络的煤矿火灾风险评价模型*

李 琰,王 雪,李红霞

(西安科技大学管理学院,西安 710054)

摘 要: 为提升煤矿火灾风险评估的针对性和因果推理能力,构建了覆盖火灾预防、应急响应、风险监测和管理能力的指标体系,采用粗糙集差别矩阵方法实现属性约简,识别出火源管理、通风系统设计与维护、应急预案的完善性等五项关键指标。在此基础上对指标评价进行模糊化处理,构建模糊贝叶斯网络(Fuzzy Bayesian Network,FBN)模型,融合专家知识与概率推理,开展火灾风险评估。结果表明,通风系统设计与维护、应急预案的完善性和智能监测系统的应用为高风险因子,属于生产管理中的优先管控对象,该方法在提升风险识别准确性、支撑管理决策与解释火灾演化机制方面具有良好表现。研究融合了粗糙集和模糊贝叶斯方法,为煤矿火灾事故风险管理提供了新思路与技术支撑。

关键词: 安全工程;粗糙集;差别矩阵;模糊贝叶斯网络;风险评估

中图分类号: X936;X928.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1009-6094(2026)08-2927-10

DOI: 10.13637/j.issn.1009-6094.2025.1406

0 引 言

煤矿火灾历来是我国煤矿安全生产中的重点关注问题。统计显示,火灾事故在各类煤矿重特大事故中占比约为 60.50%,死亡人数占总人数的 70.35%[1],火灾事故死亡率高、经济损失严重,且常伴随次生灾害发生,对矿井生产系统的安全稳定运行造成严重威胁[2]。煤矿火灾致因涉及通风系统失效、隐患排查不力、可燃物管理不足及瓦斯积聚等多维因素,具有显著的多因素耦合特征。传统风险评估多侧重指标静态赋权与因素线性关系建模,难以从多维管理因素中识别对风险等级具有实质性影响的关键致因变量。此外,评估模型对模糊性信息的处理能力有限,难以适应煤矿复杂运行环境与不确定性管理需求,制约了风险识别的准确性和预警响应的实效性。

近年来,国内外学者围绕煤矿事故开展了大量研究。从研究内容而言,既有研究集中于火灾防治技术、安全评价与预测方面,如 2009 年,Grayson 等[3]为识别矿井中火灾与爆炸等主要危险相关子系统故障价值及风险,利用美国矿山安全与健康管理局(Mine Safety and Health Administration,MSHA)引证数据分析煤矿火灾风险并制定系统性应对策略,实现了风险最小化控制,为后续煤矿火灾事故的识别和风险分析奠定了基础。张兴凯[4]通过对矿井火灾燃烧过程的分析,建立了火灾严重程度评价模型。贾进章等[5]采用模糊综合评价与集值统计法的集成模型对煤矿外因火灾进行评价,建立了煤矿外因火灾的安全评价指标体系。陈晓晶[6]提出了基于"云-边-端"协同的煤矿火灾智能防控体系,探讨了煤矿智能化建设中火灾防治过程中存在的问题及建设方案。从研究方法来看,大多数研究采用层次分析法(Analytic Hierarchy Process,AHP)、熵值法、贝叶斯网络等理论方法。如 1997 年,王玉振等[7]首次将数量化理论用于矿井火灾危险性评价,建立了一套新的评价体系,为煤矿安全定性数据量化开辟了一条新途径。2016 年,邬云龙等[8]首次基于 Skowron 差别矩阵法优化矿井火灾风险指标体系,采用理论与实例分析相结合的方法对指标体系进行约简,大大减少了后续评价工作中权重确定的计算量,降低了评价复杂程度,并提高了工作效率。Li 等[9]将模糊贝叶斯网络应用于矿井火灾与瓦斯爆炸联合风险建模,增强了模型在不确定性条件下的推理和决策能力。秦忠诚等[10]提出了 AHP 与熵权法相结合

* **收稿日期:** 2025-08-21

作者简介: 李琰,教授,博士,硕士生导师,从事煤矿安全管理、事故机理与不安全行为测量研究,guanliliyan@xust.edu.cn。

基金项目: 国家自然科学基金项目(51604216);陕西省社会科学基金项目(2020R010);教育部人文社科基金项目(21YJA630050)

的评价体系,并运用组合权重-逼近理想解排序法(Combined Weights-Technique for Order Preference by Similarity to the Ideal Solution,CW - TOPSIS)对火灾风险进行评价,提高了煤矿内因火灾评价的准确性,更接近工程实际的指标权重。王莉等[11]采用改进互动矩阵-模糊认知图模型对矿井火灾风险进行评估,取得了良好的效果。

综观现有研究,煤矿火灾风险评估虽取得了一定的进展,但在致因因素识别的客观性、多因素条件下的逻辑推理能力以及对模糊信息的有效处理方面仍存在不足。为此,本文在前人研究的基础上,基于典型煤矿火灾事故案例和专家知识,融合粗糙集差别矩阵法和模糊贝叶斯网络方法,构建火灾风险等级动态预测模型,旨在提升风险评估的科学性、客观性和动态预测能力,为煤矿企业火灾事故风险管理和智能预警提供技术支撑。

1 方法与模型构建

1.1 变量选取与指标体系构建

为系统识别煤矿火灾的诱发机制和管理风险,基于煤矿火灾致因机理并结合《煤矿安全规程》《煤矿防灭火细则》和《煤矿重大事故隐患判定标准》等规范性文件,遵循系统性、主导性和可操作性原则,通过专家咨询和逐层审核的方式对候选指标进行筛选和修订,最终构建了如表 1 所示的包含 4 个一级指标和 14 个二级指标的风险评估体系,该指标体系兼顾事故致因逻辑和管理实践特征,具备较强的结构清晰性和管理实践特征,为后续数据建模和动态评估提供基础支撑。

1.2 粗糙集理论和差别矩阵方法

粗糙集(Rough Set,RS)理论是一种处理不确定性和不完备信息的数据分析方法,由 Pawlak[12]于 20 世纪 80 年代初提出。该理论通过对数据对象间属性相似性的分析,实现对冗余信息的识别与约简。其中属性约简是粗糙集理论的核心内容之一,也是实现有效信息提取的重要步骤。近年来,粗糙集理论因无需先验知识、具备较强的数据驱动能力,已广泛应用于机器学习[13]、数据挖掘[14]及风险评估[15]等领域,受到众多学者的高度关注。

差别矩阵法作为粗糙集理论的属性重要性识别方法,能通过分析样本对间的差异性,量化各属性对决策结果差异的贡献程度,进而实现对属性权重的客观计算,克服了传统经验赋权法中的主观性问题。其核心思想是,通过构建差别矩阵,识别出对样本差异判别能力最强的关键属性,辅助后续模型优化设计。差别矩阵法的具体流程如下。

(1)构建差异样本对集合。设事故案例数据集为 $U = \{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$,包含 n 条样本,定义属性集 $A = \{a_1, a_2, \cdots, a_m\}$,其中 m 为因素个数,决策属性

表 1 煤矿火灾风险指标体系

Table 1 Indicator system for coal mine fire risk

指标维度	指标名称	指标说明
煤矿火灾预防能力 A	瓦斯浓度监测与控制 A_1	评价瓦斯监测系统的完整性、实时性及瓦斯积聚控制措施的有效性
	可燃物管理 A_2	考察煤尘与可燃气体清理工作的规范性及清理频次
	火源管理 A_3	评估防火设施配置与火源隔离措施是否满足管理要求
	通风系统设计与维护 A_4	评价通风系统的合理性、维护状况及对火灾的预防作用
火灾应急响应能力 B	应急预案的完善性 B_1	评价应急预案的完整性、实用性及演练实施情况
	消防设备配置与检测 B_2	检查消防设备配备是否齐全、布设合理,日常检测是否落实
	紧急疏散通道与设施 B_3	评估疏散通道设计规范性与通畅性,是否具备应急疏散条件
煤矿火灾风险监测能力 C	事故隐患排查与整改 C_1	考察隐患排查频率、整改措施落实情况及整改闭环管理
	智能监测系统的应用 C_2	评价智能监测系统部署情况及在火灾预警中的实际效果
	安全监督检查 C_3	评估监督检查覆盖范围、频次及对风险因素的识别能力
煤矿火灾防控管理能力 D	安全管理层级与责任 D_1	审查管理层级设置是否清晰,安全责任是否明确并有效落实
	人员培训与安全意识 D_2	考察消防培训覆盖率、内容针对性及员工安全意识水平
	消防演练与演习 D_3	评价演练组织频率、内容全面性及员工参与度
	火灾预防资金投入 D_4	评估企业在火灾防控方面的经费投入与实际保障能力

为 d(火灾风险等级)。对于任意样本对(x_i, x_j),若$d(x_i) \neq d(x_j)$,即两样本的火灾风险等级不同,则称该样本为差异对,形成差异对集合 D,用于后续属性区分度计算。其中,若某属性 a_k 满足 $a_k(x_i) \neq a_k(x_j)$,则认为该属性对风险等级的差异存在区分作用,贡献一个差异度计数。

(2)构建属性差别矩阵。定义差别矩阵 $\boldsymbol{M} \in \mathbf{R}^m$,其中每一元素 M_k 表示属性 a_k 在所有差异对中出现的总次数。

$$M_k = \sum_{(x_i,x_j)\in D} \delta(a_k(x_i), a_k(x_j)) \tag{1}$$

式中　$\delta(a_k(x_i), a_k(x_j)) = \begin{cases} 1 & a_k(x_i) \neq a_k(x_j) \\ 0 & a_k(x_i) = a_k(x_j) \end{cases}$;

D 为所有差异对集合,$|D| = \dfrac{n(n-1)}{2}$。该矩阵反映了属性 a_k 对火灾风险等级区分的影响能力,M_k 越大,表示属性区分能力越强。

(3)归一化计算属性权重。将差别矩阵各属性统计量进行归一化处理,得到每个属性的归一化权重 W_k,计算公式为

$$W_k = \frac{M_k}{\sum_{k=1}^{m} M_k} \tag{2}$$

归一化后,W_k 反映了各属性在火灾风险等级判别中的相对重要性,便于后续排序和筛选。

(4)属性排序与模型优化应用。依据各属性权重 W_k 进行排序,筛选出对火灾风险等级区分贡献度高的关键管理因素,作为后续网络模型构建的重要参考依据。

值得强调的是,差别矩阵方法并非静态赋权工具,而是一种融合逻辑推理与数据驱动特征的动态属性识别机制[16]。其权重计算结果基于事故样本中管理变量与风险等级之间的差异性响应规律,能够随专家认知演化、管理标准调整和案例经验积累实现动态修正。在煤矿火灾风险评估实践中,指标权重往往具有阶段性与情境依赖性,固定化设置难以精准映射风险结构的实际变动。差别矩阵通过系统挖掘样本间决策差异的属性来源,实质上实现了变量影响力在时空维度上的“自组织”调节,克服了传统经验赋权方法主观性强、适应性弱的固有限制。

1.3　模糊贝叶斯网络模型结构

贝叶斯网络(Bayesian Network,BN)是一种基于概率图模型的因果推理工具,能够表达变量之间的因果关系及联合概率分布。通过构建条件概率表可对系统状态在不确定条件下进行动态推理,广泛应用于安全风险评估、智能诊断等领域。

条件概率表是贝叶斯网络的核心,表示各变量之间的条件依赖关系。为了构建概率表,通过专家评估和历史事故数据,设定每个节点的条件概率,并根据贝叶斯公式进行概率计算。

$$P(X \mid Y) = P(Y \mid X)P(X)P(Y) \tag{3}$$

$$P(Y \mid X)P(X) = P(X \cap Y) \tag{4}$$

式中　$P(X \mid Y)$ 为已知事件 Y 发生的条件下事件 X 发生的概率;$P(X)$ 为事件 X 的先验概率;$P(Y \mid X)$ 为事件 X 发生的条件下事件 Y 发生的概率。

$$P(X) = P(X_1, X_2, \cdots, X_n) = \prod_{i=1}^{n} P(X_i \mid \pi(X_i)) \tag{5}$$

式中　$\pi(X_i)$ 为 X_i 的父节点集合。

然而,传统 BN 模型通常需要对变量状态进行明确离散化处理,难以适应煤矿复杂环境中存在的大量模糊信息,如管理意识、作业环境稳定性等难以精准度量的变量特征。为提升模型对模糊性与不确定性信息的表达能力,将模糊集理论融入模型,利用三角模糊函数计算先验概率,其表达式为

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \dfrac{x-l}{m-l} & l \leqslant x \leqslant m \\ \dfrac{u-x}{u-m} & m < x \leqslant u \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{6}$$

三角模糊数由三个参数 l、m、u 表示,分别代表最小可能值、最可能值和最大可能值,记为(l, m, u)。对于两个三角模糊数 $\widetilde{Z_1} = (l_1, m_1, u_1)$,$\widetilde{Z_2} = (l_2, m_2, u_2)$,其运算法则为

$$\widetilde{Z_1} + \widetilde{Z_2} = (l_1 + l_2, m_1 + m_2, u_1 + u_2) \tag{7}$$

$$\widetilde{Z_1} - \widetilde{Z_2} = (l_1 - l_2, m_1 - m_2, u_1 - u_2) \tag{8}$$

$$\widetilde{Z_1}\,\widetilde{Z_2} = (l_1 l_2, m_1 m_2, u_1 u_2) \tag{9}$$

$$\widetilde{Z_1} / \widetilde{Z_2} = \left(\frac{l_1}{l_2}, \frac{m_1}{m_2}, \frac{u_1}{u_2}\right) \tag{10}$$

通过模糊化,原本定性描述的变量被转化为可以量化的模糊数,从而便于后续的贝叶斯推理。

1.4　方法整合流程

本文构建了一个融合粗糙集差别矩阵和模糊贝叶斯网络的煤矿火灾风险评估模型,流程如图 1 所示,旨在实现从数据驱动约简到不确定性推理的完整方法论整合。基于对样本数据和专家评分数据的

系统推理,核心在于利用粗糙集差别矩阵实现对指标的客观约简,依据属性对风险等级的区分能力进行权重计算与筛选,从而提取出最具判别力的关键变量子集,奠定了模型输入变量的客观性与简约性基础。在此基础上进行不确定性量化与因果推理,将约简指标嵌入贝叶斯网络拓扑结构中,通过模糊处理转化,依次完成网络的参数学习,实现专家隐性知识与显性概率的转化。最终构建的模型具备动态双向推理能力,精准溯源并量化关键致因的风险贡献度,提升风险识别的精准性,并为煤矿火灾智能预警与差异化管控提供可靠的决策支持。

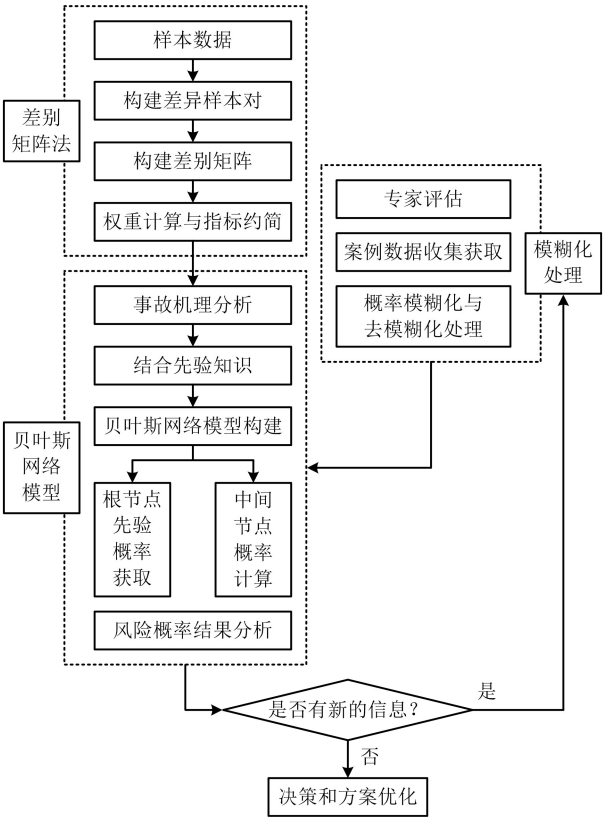

图 1 火灾风险评估模型分析流程图

Fig. 1 Analysis flowchart for the fire risk assessment model

2 模型构建与参数设定

2.1 数据概况与预处理

为科学构建煤矿火灾风险评估模型,以专家评分数据为基础,建立多指标风险认知决策表并进行标准化处理。数据处理流程主要包括专家信息采集、模糊评价赋权、清晰化处理及数据结构构建等步骤。

首先,组织 8 位煤矿安全领域的专家组成评估小组,涵盖煤矿安全管理、通风工程、安全监控、应急响应、教育培训和风险评估等多个专业方向。专家赋权如表 2 所示,涵盖其工作年限与教育程度及相应权重,确保专家评分的科学性和代表性。

表 2 专家赋权表

Table 2 Table of weight assignments by experts

工作年限/a	教育程度	权重
>20	博士	1.0
>15 ~ 20	硕士	0.8
>10 ~ 15	学士	0.6
>5 ~ 10	大专	0.4
≤5	中专	0.2

考虑到专家评分存在主观模糊性,对原始语言模糊评分进行标准化处理,采用五级风险等级划分,如表 3 所示;并引入模糊隶属度矩阵进行初步聚类划分。最终,每位专家对每个指标给出清晰化等级标签,并形成完整的评分决策表。

通过专家评估打分,对打分结果进行加权处理,假设由 n 位专家参与打分评估,则第 k 位专家对根节点 X_i 的风险概率给出语言变量对应的三角模糊数为

$$\widetilde{P_{ik}} = (l_{ik}, m_{ik}, u_{ik}) \tag{11}$$

表 3 专家评判模糊语言与三角模糊数表示

Table 3 Representation of expert-evaluated fuzzy linguistic terms and triangular fuzzy numbers

序号	影响强度语言变量	定义说明	三角模糊数(l, m, u)
1	极弱影响(VL)	该因素几乎不对火灾风险产生影响	(0.0, 0.0, 0.2)
2	弱影响(L)	该因素仅在极端情境下对火灾风险产生轻微作用	(0.1, 0.2, 0.4)
3	一般影响(M)	该因素在多数情形中具有一定风险引导作用	(0.3, 0.5, 0.7)
4	强影响(H)	该因素在火灾事故中表现出明显的触发或加剧作用	(0.6, 0.8, 0.9)
5	极强影响(VH)	该因素通常为火灾诱因的核心变量,具有决定性风险影响	(08, 1.0, 1.0)

式中　$\widetilde{P_{ik}}$ 表示第 k 位专家对风险根节点 X_i 的概率评估值。

$$\widetilde{P_{ik}^{r}} = \frac{\widetilde{P_{i1}} + \widetilde{P_{i2}} + \cdots + \widetilde{P_{in}}}{n} \tag{12}$$

式中　$\widetilde{P_{ik}^{r}}$ 表示对 n 位专家给出的关于节点 X_i 的三角模糊数 $\widetilde{P_{ik}}$ 进行算术平均得到的平均模糊数。

为了消除模糊语言赋值过程中的不确定性,提高数据的可计算性,采用均值面积法对模糊打分进行清晰化处理。

$$P_{ik} = \frac{l_{ik} + 2\,m_{ik} + u_{ik}}{4} \tag{13}$$

式中　P_{ik} 表示将第 k 位专家对节点 X_i 的三角模糊数进行清晰化后得到的单一数值。

最终,构建的决策表包括 14 项条件属性及每位专家对整体火灾风险等级的主观评估,为后续差别矩阵构建和模糊贝叶斯建模提供数据支持。

2.2　基于粗糙集差别矩阵的属性约简

为系统识别煤矿火灾风险的关键驱动因素,依据构建的煤矿火灾事故指标体系,结合 2015—2024 年发生的 45 起煤矿事故案例数据,组织专家团队对 14 项二级指标进行系统评估,并依据综合评分结果划分火灾风险等级。为量化不同专家的知识贡献度,建立如表 4 所示的专家权重评估体系。该体系综合考虑了专家的工作年限和教育背景,通过加权计算得到每位专家的综合权重,并进一步归一化处理。

基于建立的权重体系,专家团队对各指标进行了如表 5 所示的评分。评分数据显示,各项指标得分分布在 70 ~ 88 分,整体均值为 79.44 分,反映出煤矿火灾风险普遍处于中等偏上水平。

表 4　专家权重信息表

Table 4　Table of expert weight information

专家	工作年限权重	教育权重	综合权重	归一化权重
E_1	1.00	1.0	1.00	0.162
E_2	0.80	0.8	0.64	0.104
E_3	0.60	0.6	0.36	0.058
E_4	1.00	1.0	1.00	0.162
E_5	0.80	0.8	0.64	0.104
E_6	0.60	0.6	0.36	0.058
E_7	0.40	0.4	0.16	0.026
E_8	0.20	0.2	0.04	0.006

为适应粗糙集处理机制,采用五分类标准将专家评分离散化为{0, 1, 2, 3, 4}五级,其中 0 表示“非常低风险”,4 表示“非常高风险”,并构建标准形式的离散化决策表,如表 6 所示。

表 6　数据离散化处理结果

Table 6　Results of data discretization processing

专家	A_1	A_2	A_3	…	D_4	决策属性 p
E_1	3	3	3	…	3	3.00
E_2	3	3	2	…	3	3.00
E_3	3	2	2	…	2	3.00
⋮	⋮	⋮	⋮		⋮	⋮
E_7	2	3	3	…	3	3.00
E_8	3	3	2	…	2	3.00

以火灾风险等级作为决策属性 p,构建所有样

表 5　专家评分表

Table 5　Expert scoring table

专家	A_1	A_2	A_3	A_4	B_1	B_2	B_3	C_1	C_2	C_3	D_1	D_2	D_3	D_4	均值
E_1	79	74	70	80	79	80	81	71	80	82	86	82	80	79	78.79
E_2	77	78	83	82	76	84	72	84	85	79	87	76	77	79	79.93
E_3	70	80	82	78	82	80	73	86	87	80	80	78	74	84	79.57
E_4	76	80	80	81	88	81	77	82	71	85	83	77	81	83	80.36
E_5	80	81	66	80	78	81	74	81	85	79	85	82	76	70	78.43
E_6	72	82	83	88	83	74	75	84	75	80	80	88	81	75	80.00
E_7	80	79	75	83	88	75	70	75	83	88	81	79	80	75	79.36
E_8	79	75	82	81	70	80	80	80	75	77	88	83	77	80	79.07

本对之间的差别矩阵。对任意两个样本,则提取其条件属性值存在差异的指标集合,形成差别属性子集。差别矩阵包含多个非空判别子集,每一子集代表一组能够区分当前样本对的最小属性集合。将矩阵中所有非空差别属性子集转化为布尔逻辑表达式,即构造差别函数 $\Phi=(D_2\vee B_2\vee D_4)\wedge(C_2\vee D_3\vee A_4)\wedge(D_2\vee A_2\vee A_3\vee A_1)\wedge(D_2\vee C_2\vee D_4\vee B_3)\wedge(D_2\vee B_1\vee B_2\vee A_1\vee B_3)\wedge\cdots\wedge(C_1\vee D_2\vee D_1\vee B_1\vee C_2\vee D_3\vee B_2\vee A_3\vee D_4\vee A_1\vee B_3)$。

为确定保持判别能力最强的最小指标组合,采用贪心布尔化简算法对差别函数 Φ 进行约简处理。该方法以覆盖子句数为目标函数,迭代选择出现频率最高的属性,直至所有判别子句均被覆盖。最终识别出的最小属性约简集为 $\Phi=A_3\wedge A_4\wedge B_1\wedge C_2\wedge D_2$,表明在专家共识和实际案例评分条件下,该 5 项指标在火灾风险等级判别中具有关键性与代表性,可作为模糊贝叶斯网络中核心的输入因子节点。

2.3 模糊贝叶斯网络模型构建与参数学习

基于差别矩阵约简结果,确定“火源管理 A_3”等 5 个关键指标作为模型的根节点,构建包含根节点层、中间节点层和目标节点层的贝叶斯网络拓扑结构,为将专家模糊语言评价转化为贝叶斯网络所需的先验概率,将根节点进行模糊化处理。以“火源管理 A_3”为例,模糊处理结果如表 7 所示。

表 7 “火源管理 A_3”三角模糊化数据处理

Table 7 Fuzzification of “fire source management A_3” data with triangular fuzzy numbers

专家	原始评分	三角模糊数(l, m, u)	加权 l	加权 m	加权 u
E_1	VH(5)	(0.8, 1.0, 1.0)	0.130	0.162	0.162
E_2	H(4)	(0.6, 0.8, 0.9)	0.062	0.083	0.094
E_3	M(3)	(0.3, 0.5, 0.7)	0.017	0.029	0.041
E_4	H(4)	(0.6, 0.8, 0.9)	0.097	0.130	0.146
E_5	H(4)	(0.6, 0.8, 0.9)	0.062	0.083	0.094
E_6	M(3)	(0.3, 0.5, 0.7)	0.017	0.029	0.041
E_7	H(4)	(0.6, 0.8, 0.9)	0.016	0.021	0.023
E_8	H(4)	(0.6, 0.8, 0.9)	0.004	0.005	0.005

注:$\Sigma l=0.405$,$\Sigma m=0.542$,$\Sigma u=0.606$。

依据模糊化处理流程得到各指标的模糊处理数及其语言解释,如表 8 所示。

中间节点和目标节点的条件概率表(Conditional Probability Table,CPT)通过领域专家小组进行联合评估确定。专家组基于煤矿安全运行机理和事故经验,对节点的因果关系进行量化。例如,当火灾预防能力节点在 A_3 和 A_4 均处于高风险时,被赋予极高的风险概率;而当其中之一为低风险时,其风险概率显著降低。所有的 CPT 设定均得到专家组的多轮讨论直至达成共识,确保模型逻辑的合理性。

表 8 变量模糊数及语言解释

Table 8 Fuzzy numbers of variables and linguistic interpretations

指标	聚合三角模糊数(l, m, u)	语言解释
火源管理 A_3	(0.405, 0.542, 0.606)	中高风险
通风系统 A_4	(0.382, 0.548, 0.621)	中高风险
应急预案完善性 B_1	(0.314, 0.463, 0.552)	中等风险
智能监测系统的应用 C_2	(0.288, 0.435, 0.532)	中等风险
人员培训与安全意识 D_2	(0.398, 0.538, 0.612)	中高风险

3 模型验证与应用

3.1 模型推理与验证

将节点评分的处理结果输入 GeNle 5.0 软件进行正向推理,得到煤矿火灾风险等级的先验分布,如图 2 所示。经评估,发生中高风险的火灾可能性较高,结合已公布的案例事故信息来看,该风险性评估结果符合实际,表明该模型的评估结果具有一定的可靠性与有效性。进一步分析可知,A_4、B_1 和 C_2 的高风险概率达 50% 以上,其中 C_2 的高风险概率最大,表明在大多数事故情况中此类问题最大,企业在日常生产管理中应该重点关注。结合企业四类火灾管控能力可以看出,火灾预防能力和防控管理能力这两项指标均存在较高风险的可能,虽然这两类指标的中、高风险发生概率没有火灾应急反应能力和火灾风险监测能力这两类指标高,但仍不可疏忽,一旦发生则可能导致较大的火灾风险,应在日常预防管控时加以重视并降低此类风险。

为进一步探究导致高风险状态的关键致因,进行反向推理可知每个风险因素发生的后验概率。假设发生火灾风险为高风险,后验概率推理结果如图 3 所示。

在各输入节点保持默认先验状态的条件下,假设火灾风险等级处于“高风险”状态,从中间层四个能力维度的后验分布来看,火灾应急响应能力和火灾风险监测能力这两项指标集中于一般影响(M)和

强影响(H),占比均高于 40%,对比图 2 发现,该两项指标的影响程度均有所提升,表明大部分火灾事故的发生受到这两项因素的影响;而在它们的二级指标中通风系统设计、应急预案的完善性和智能监测系统的应用处于强影响(H)的占比达 50% 以上,表明它们是驱动系统进入高风险状态的最敏感和最关键的因素,应作为风险管控的优先对象。

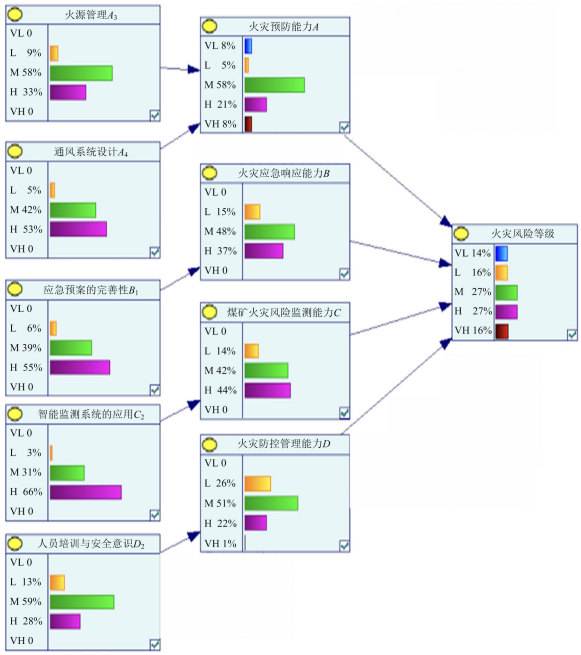

图 2　贝叶斯网络风险评估结果

Fig. 2　Results of risk assessment using a Bayesian network

3.2　典型案例分析

为验证模型对独立、真实事故的解释力,选取未包含在 45 组建模数据中的重庆松藻煤矿“9·27”重大火灾事故作为分析对象。根据国家矿山安全监察局发布的权威调查报告,该事故的直接原因和暴露的管理问题深刻揭示了技术失效和管理漏洞的多层级耦合风险。

根据《重庆能投渝新能源有限公司松藻煤矿“9·27”重大火灾事故调查报告》将事故中最核心的致因转化为模型输入。根据报告,约简出的关键指标覆盖事故最核心的系统缺陷问题,报告中“胶带磨损产生高温火源”“上行通风增强火势”和“矿井安全风险分析研判不全”分别对应指标 A_3、A_4 和 C_2 三个节点,将节点状态依据报告结论设置为高风险进行正向推理,模拟事故前的风险预警。

图 4 结果显示,风险等级为高风险的概率从基准状态的 27.1% 急剧上升至 89.3%,验证了模型能够基于关键指标异常发出明确的高风险预警。为进

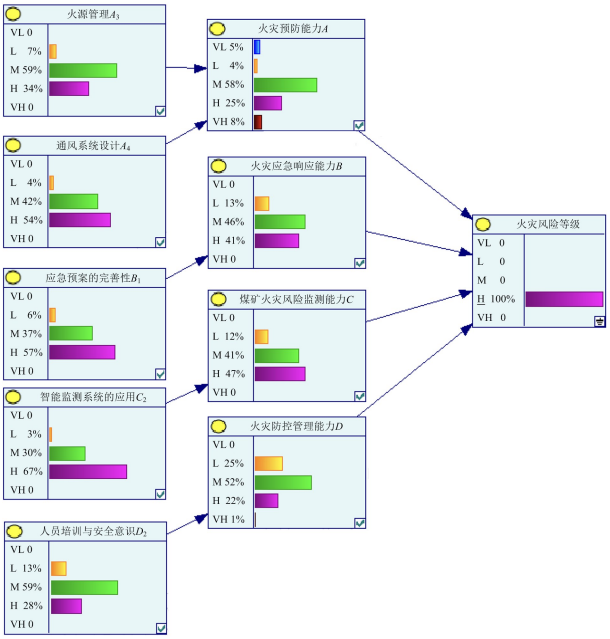

图 3　贝叶斯网络后验概率推理结果

Fig. 3　Results of posterior probability inference from the Bayesian network

一步量化各因素对事故的贡献度,将火灾风险等级设置为 H(高风险)进行反向推理,各根节点的后验概率分布和先验概率分布对比如图 5 所示。

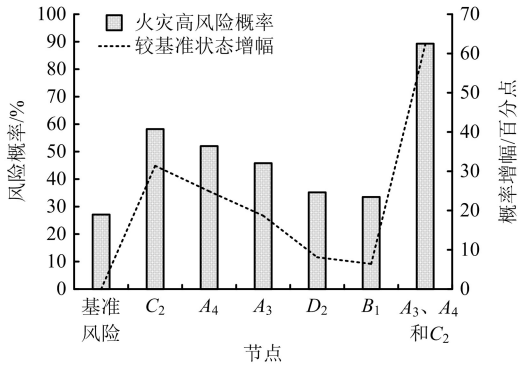

图 4　关键节点失效风险贡献

Fig. 4　Risk contribution for critical node failures

结果表明,C_2、A_3 和 A_4 增幅最为显著,被模型识别为核心致因因子。C_2 的高贡献度对应矿井“风险研判缺失”这一根本管理漏洞,A_4 节点印证了“上行通风”条件在事故中加剧火势、促进烟气蔓延的关键作用,揭示了通风设计在防火考量上的不足。A_3 节点则完整量化了从“胶带磨损”到“阻燃性能不合格”等一系列直接技术诱因在事故链中的整体权重。同时,D_2 的后验概率也显著提升,精准反映了“重生产轻安全”的文化氛围和人员应急能力不足在事故

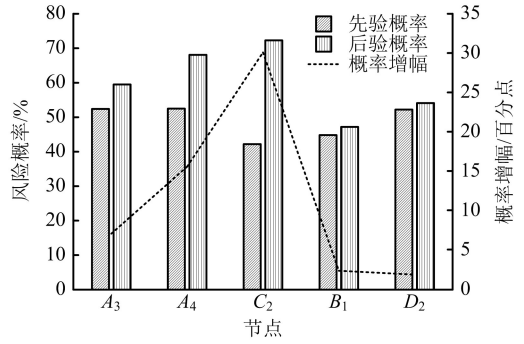

图 5 关键节点后验概率对比

Fig. 5 Comparison of posterior probabilities at key nodes

中的潜在推动作用。

为进一步验证模型的可靠性并凸显方法优势，基于典型案例的输入条件，分别代入 BN 和 AHP-模糊模型，三者结论高度一致，BN 计算出的高风险概率为 81.5%，AHP-模糊综合评价法的输出结果也明确指向“高”风险等级。从不同方法学角度印证了结论的稳健与可靠性。

尽管结论一致，但方法学内涵与输出价值存在显著差异，表 9 系统对比了三种方法在多个维度的表现。

通过案例分析和成熟方法对比，不仅交叉验证了模型结论的可靠性，更从信息处理的细腻度和因果推理的深度两个维度，证实了本文所建模型在解决复杂系统风险问题方面的优越性，为实现精准化、智能化安全管理提供深度洞察的新方法。

3.3 管控策略

基于前述模型的评估和诊断结果，尤其是针对重庆松藻煤矿事故典型案例的正向预警和反向推理分析，研究发现火源管理 A_3、通风系统设计与维护 A_4 和智能监测系统的应用 C_2 是驱动煤矿火灾高风险的核心致因。为此，从技术防控和管理韧性两个层面，提出如下具有针对性的风险管控策略。

(1)聚焦核心技术缺陷，实现精准防控。推动监测预警从单一感知向融合联动升级，对于 C_2 节点风险，不应仅满足于安装传感器，而应基于多参数信息融合技术，开发低误报率的智能火灾预警算法，并建立与通风及自动灭火装置的智能联动控制机制。借助智能化调控平台和矿井动态仿真系统，定期进行通风网络解算和阻力测定。实现预警发生系统自动执行最佳控风方案，将通风系统升级为主动防控的核心。

(2)夯实应急响应基础，提升处置韧性。制定数字化应急预案并开展安全演练，对于 B_1 节点风险，建议利用数字孪生技术对应急预案进行动态推演和效能评估，定期组织应急演练，重点检验人员在复杂情景下的决策和协同能力，确保实用性和有用性。对于 A_3 节点，须严格执行火源分级管控和带电设备状态检修，推行基于状态监测的预测性维护，从源头减少火源产生概率。

(3)筑牢安全管理体系，培育预防文化。建立基于风险模型的差异化安全检查清单，将模型识别出的关键指标及其权重，转化为日常安全监督检查的优先级清单，优化安全管理资源分配，并定期开展基于案例反思的沉浸式安全培训，向员工直观展示隐患如何从系统漏洞演变成重大事故，从而全面提升从业人员的安全风险意识。

4 结 论

(1)煤矿火灾风险具有多因素耦合特征。为系统识别关键致因因素，构建了涵盖火灾预防、应急响应、风险监测和管理能力四个维度的指标体系，并基于粗糙集差别矩阵法对 14 项指标进行属性约简，提取出火源管理 A_3、通风系统设计与维护 A_4 和应急预案的完善性 B_1 等五项核心变量。约简结果证实了指标在火灾风险等级判别中的核心地位。通过客观量化属性对决策差异的贡献度，有效剔除了冗余属性，提高了模型结构的简洁性和解释力，为后续模糊贝叶斯网络模型的构建提供了客观基础。

(2)基于重庆松藻煤矿“9·27”重大火灾事故

表 9 不同风险模型对比

Table 9 Comparison of different risk models

对比维度	差别矩阵-FBN	传统 BN	AHP-模糊综合评价法
核心输出	高风险(H)概率=89.3%	高风险(H)概率=81.5%	风险等级:高
关键致因诊断	可精确定量	可精确定量,但受限于精确输入	无法诊断
信息处理	融合模糊专家预言,更贴近认知	需精确、离散输入,忽略不确定性	可处理模糊性,但权重主观性强
指标重要性	源于客观数据简约(差别矩阵)	依赖条件概率表(CPT)	源于主观赋权(AHP)

案例验证表明,模型能够依据约简后的关键指标异常实现定量化预警,并能通过反向推理精准定位核心致因。这不仅印证了模型结构的合理性,更突显了模型超越静态评价、直达致因链的深层分析能力,为企业实施精准防控提供了可靠的依据。

(3)通过案例实证与多方法对比,证实了所构建的模型在结论可靠性及诊断深度上的双重优势,推动了煤矿火灾风险管理从静态评价向动态诊断的范式转变。模型将具体案例发现转化为普适诊断工具的能力,为复杂环境下安全风险的溯源分析、智能预防与差异化管控提供了可借鉴的技术路径与决策支持工具。

(4)本文从数据驱动与专家知识融合角度出发,构建了兼具逻辑解释性与动态适应性的煤矿火灾风险评估体系,不仅拓展了粗糙集理论和 FBN 方法在矿井安全领域的应用边界,也为企业开展基于风险的差异化管理提供了量化支撑与决策依据。未来研究可进一步引入时间序列数据与多源信息融合机制,构建具有实时更新和演化学习能力的动态风险评估模型。

参考文献(References):

[1] 李敏, 林志军, 王德明, 等. 我国煤矿重特大火灾事故统计分析[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(1): 115-121.
Li Min, Lin Zhijun, Wang Deming, et al. Statistical analysis of major coal mine fire accidents in China[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(1): 115-121.

[2] 汪腾蛟, 周西华, 白刚, 等. 煤矿火灾诱发瓦斯爆炸危险性预测[J]. 煤炭学报, 2020, 45(12): 4104-4110.
Wang Tengjiao, Zhou Xihua, Bai Gang, et al. Hazard prediction of gas explosion induced by coal mine fire[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(12): 4104-4110.

[3] Grayson L R, Kinilakodi H, Kecojevic V. Pilot sample risk analysis for underground coal mine fires and explosions using MSHA citation data[J]. Safety Science, 2009, 47(10): 1371-1378.

[4] 张兴凯. 矿井火灾严重程度评价[J]. 中国安全科学学报, 2005(4): 25-28, 114.
Zhang Xingkai. Severity assessment of mine fire[J]. China Safety Science Journal, 2005(4): 25-28, 114.

[5] 贾进章, 董晓雷. 基于模糊综合评价-集值统计法的煤矿外因火灾危险性分析[J]. 安全与环境学报, 2015, 15(2): 11-14.
Jia Jinzhang, Dong Xiaolei. Fuzzy evaluation and statistically oriented method in analyzing the external causes of the coal mine fire[J]. Journal of Safety and Environment, 2015, 15(2): 11-14.

[6] 陈晓晶. 基于"云-边-端"协同的煤矿火灾智能化防控体系建设[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(12): 136-143.
Chen Xiaojing. Construction of intelligent prevention and control of coal mine fire based on "cloud-edge-end" cooperation[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(12): 136-143.

[7] 王玉振, 王连国, 俞书伟. 煤矿火灾危险性评价新方法[J]. 系统工程理论与实践, 1997(4): 139-145.
Wang Yuzhen, Wang Lianguo, Yu Shuwei. A new approach to risk assessment for mine fire[J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 1997(4): 139-145.

[8] 邬云龙, 刘丹龙, 王浩然, 等. 基于粗糙集 Skowron 差别矩阵的矿井火灾风险评价指标约简[J]. 中国安全生产科学技术, 2016, 12(5): 60-65.
Wu Yunlong, Liu Danlong, Wang Haoran, et al. Skowron discernibility matrix of rough set theory[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2016, 12(5): 60-65.

[9] Li Cuiping, Li Jiajie, Hu Lei, et al. Visualization and simulation model of underground mine fire disaster based on Cellular Automata[J]. Applied Mathematical Modelling, 2015, 39(15): 4351-4364.

[10] 秦忠诚, 陈光波, 李谭, 等. "AHP+熵权法"的CW-TOPSIS 煤矿内因火灾评价模型[J]. 西安科技大学学报, 2018, 38(2): 193-201.
Qin Zhongcheng, Chen Guangbo, Li Tan, et al. CW-TOPSIS mine internal caused fire evaluation model of "AHP + entropy weight method"[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2018, 38(2): 193-201.

[11] 王莉, 胡一, 王涛, 等. 基于改进相互作用矩阵-模糊认知图的矿井火灾风险评价[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(13): 5812-5818.
Wang Li, Hu Yi, Wang Tao, et al. Mine fire risk assessment based on improved interaction matrix and fuzzy cognitive map[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(13): 5812-5818.

[12] Pawlak Z. Rough sets[J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, 11(5): 341-356.

[13] Fang Liming, Yun Xinyu, Yin Changchun, et al. ANCS: automatic NX domain classification system based on incremental fuzzy rough sets machine learning[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 29(4): 742-756.

[14] 高天宇, 王庆荣, 杨磊. 粗糙集属性依赖度强化的应急数据挖掘模型[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(3): 87-93.
Gao Tianyu, Wang Qingrong, Yang Lei. Data mining model based on attribute dependability enhancement of rough set[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(3): 87-93.

[15] 陈秀真, 郑庆华, 管晓宏, 等. 基于粗糙集理论的主机安全评估方法[J]. 西安交通大学学报, 2004(12): 1228-1231, 1255.
Chen Xiuzhen, Zheng Qinghua, Guan Xiaohong, et al. Approach to security evaluation based on rough set theory for host computer[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004(12): 1228-1231, 1255.

[16] 耿晓伟, 李蓉, 崔铁军. 煤矿火灾影响因素的权重分析[J]. 数学的实践与认识, 2018, 48(11): 109-117.
Geng Xiaowei, Li Rong, Cui Tiejun. The weight analysis of factors affecting on the mine fire risk[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2018, 48(11): 109-117.

A coal mine fire risk assessment model based on difference matrix and fuzzy Bayesian network

Li Yan, Wang Xue, Li Hongxia

(School of Management, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: To enhance the specificity and causal reasoning capabilities of coal mine fire risk assessment, this study constructed an integrated evaluation model that combines rough set differential matrices with fuzzy Bayesian network. Based on the causation mechanisms of coal mine fires and relevant standards, we established an indicator system encompassing four dimensions—fire prevention, emergency response, risk monitoring, and management capacity—comprising 14 secondary indicators. We employed the rough set differential matrix method to reduce indicator attributes, identifying five key indicators from the initial set: ignition source management (A_3), ventilation system design and maintenance (A_4), emergency plan completeness (B_1), intelligent monitoring system application (C_2), and personnel training and safety awareness (D_2). This process, grounded in data from 45 coal mine accident cases and expert assessments, achieved objective indicator selection through the construction of a differential matrix, calculation of attribute discrimination, and determination of normalized weights. Building upon the identified key indicators, we applied fuzzy set theory to address uncertainties in expert evaluations. We converted expert linguistic assessments into triangular fuzzy numbers and derived fuzzy probabilities for each root node using weighted averaging and defuzzification. Using these as prior probabilities, we constructed a fuzzy Bayesian network structure. Through network parameter learning and conditional probability table configuration, we achieved forward probability prediction and backward causation diagnosis under conditions of uncertainty. Model application and validation results indicate that ventilation system design, emergency plan completeness, and intelligent monitoring system application are high-risk factors, each exhibiting a probability exceeding 50% of being in a "high" risk state. Reverse inference further confirms that when the system is in a high-risk state, the posterior probabilities of these nodes increase significantly, indicating they are key drivers of the risk state. Validation using the Chongqing Songzao Coal Mine "9.27" major fire accident case demonstrates that the model successfully raised the high-risk probability from a baseline state of 27.1% to 89.3% based on anomalies in key indicators. Through posterior analysis, it precisely quantified the risk contribution of each factor. This research integrates the objective attribute reduction capability of rough set differential matrices with the uncertainty reasoning capacity of fuzzy Bayesian network, effectively addressing shortcomings of traditional risk assessments, such as redundant indicators, subjective weighting, and inadequate handling of ambiguous information. The model not only significantly enhances the accuracy and interpretability of coal mine fire risk identification but also facilitates quantitative diagnosis and early warning of key causal factors. It provides a reliable decision support tool for coal mining enterprises to implement differentiated and precise fire risk management. The model and methodology developed herein offer a novel technical approach for tackling the dynamic assessment of multi-factor coupled risks within complex industrial systems.

Key words: safety engineering; rough set; difference matrix; fuzzy Bayesian network; risk assessment