

磷矿选矿厂人因可靠性分析及预防对策研究

朱梦瑶¹, 罗惠华^{1,2*}, 蔡忠俊^{3,4}, 杨稳权^{3,4}, 张 腾¹, 肖庆渝¹

¹武汉工程大学资源与安全工程学院, 湖北 武汉

²磷矿及其共伴生资源绿色高效开发利用全国重点实验室, 湖北 武汉

³云南磷化集团有限公司, 云南 昆明

⁴国家磷资源开发利用工程技术研究中心, 云南 昆明

收稿日期: 2025年9月15日; 录用日期: 2025年10月17日; 发布日期: 2025年11月10日

摘 要

为应对磷矿选矿厂人因失误高发问题及提升传统HRA方法的行业适用性, 本研究构建了融合改进人为因素分类系统(HFICS-MP)与贝叶斯网络(BN)的综合分析框架。基于200起事故数据, 采用HFICS-MP提炼出36项专属风险因素, 并建立四层级结构。卡方检验识别了层级内/间非线性路径, BN量化分析揭示: 近端行为层的违章操作(C31)是核心因素, 发生频率81.0%, 后验影响力最大; 发生概率67.0%的组织层的安全教育培训不力(A23), 与发生概率58.5%的风险管控缺失(A31)为深层诱因; 发生概率45.0%的监督层的制度执行失效(B41), 与防护设备监管缺失(B31), 发生概率41.0%为关键短板。案例反演验证了“组织缺陷→监督失效→近端行为→事故”的传导机制及跨层级影响(如监督层的制度执行失效→物体打击), 敏感性分析表明控制人力资源配置缺陷、防护设备监管缺失、生产环境恶劣、违章操作等关键因素可显著降低机械伤害概率。本研究为磷矿选矿厂提供了人因失效根源定位、动态评估与分级防控的量化方法论。

关键词

人因可靠性, 磷矿选矿厂, 贝叶斯网络, 事故预防, HFICS-MP

Human Reliability Analysis and Preventive Countermeasures in Phosphate Ore Processing Plants

Mengyao Zhu¹, Huihua Luo^{1,2*}, Zhongjun Cai^{3,4}, Wenquan Yang^{3,4}, Ten Zhang¹, Qingyu Xiao¹

¹School of Resources & Safety Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan Hubei

²State Key Laboratory of Green and Efficient Development of Phosphorus Resources, Wuhan Hubei

³Yunnan Phosphating Group Co., Ltd., Kunming Yunnan

*通讯作者。

文章引用: 朱梦瑶, 罗惠华, 蔡忠俊, 杨稳权, 张腾, 肖庆渝. 磷矿选矿厂人因可靠性分析及预防对策研究[J]. 矿山工程, 2025, 13(6): 1231-1241. DOI: 10.12677/me.2025.136137

⁴National Phosphorus Resources Development and Utilization Engineering Technology Research Center, Kunming Yunnan

Received: September 15, 2025; accepted: October 17, 2025; published: November 10, 2025

Abstract

To address the high frequency of human errors in phosphate ore processing plants and enhance the industry-specific applicability of traditional Human Reliability Analysis (HRA) methods, this study constructs an integrated analysis framework combining an improved Human Factors Classification System (HFICS-MP) with a Bayesian Network (BN). Based on 200 accident cases, the HFICS-MP framework was used to refine 36 unique risk factors and establish a four-layer structure. Chi-square tests identified non-linear transmission paths within and between layers. BN quantification revealed that Violation Operations (C31) in the proximal behavior layer was the core factor, with the highest occurrence frequency (81.0%) and the greatest posterior influence. In the organizational layer, Inadequate Safety Training (A23, occurrence frequency: 67.0%) and Deficient Risk Management (A31, occurrence frequency: 58.5%) were deep-rooted contributors. Within the supervision layer, Failure in Procedure Execution (B41, occurrence frequency: 45.0%) and Lack of Protective Equipment Oversight (B31, occurrence frequency: 41.0%) were key weaknesses. Case back-calculation validated the “organizational deficiencies → supervisory failures → proximal behaviors → accident” transmission mechanism and cross-layer influences. Sensitivity analysis demonstrated that controlling key factors such as Inadequate Human Resource Allocation (A12), Lack of Protective Equipment Oversight (B31), Interference from the Operational Environment (C11), and Violation Operations (C31) could significantly reduce the probability of mechanical injuries. This study provides a quantitative methodology for root cause identification, dynamic assessment, and hierarchical prevention and control of human failure in phosphate ore processing plants.

Keywords

Human Reliability, Phosphate Ore Processing Plant, Bayesian Network, Accident Prevention, HFICS-MP

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

磷矿是重要的战略资源，其选矿厂安全生产至关重要[1]-[4]。然而，选矿工艺复杂、设备异构性强、人机交互频繁，导致安全生产事故风险持续存在[5]。尽管智能化技术在不断发展，但在实现“少人化”操作之前，选矿厂仍普遍面临专业人员短缺、从业人员安全素养不足等现实挑战，使人因失误成为安全管理的核心难题。研究表明，工业中约70%~90% [6] [7]的事故与人因差错直接或间接相关，选矿领域亦然。人因可靠性分析(HRA)虽已在核能、化工、航空等高风险复杂系统领域得到广泛应用[8]，但其直接应用于磷矿选矿厂存在明显局限：其一，通用模型难以涵盖选矿特有风险，行业适配性不足；其二，对组织、监督、行为及环境等多层级因素间的强耦合、非线性作用机制缺乏有效的量化建模手段。

针对上述不足，本研究旨在构建一个适用于磷矿选矿厂的综合人因可靠性分析框架，系统揭示人因失效的深层根源与动态机制，为制定精准的预防对策提供量化依据。与现有针对煤矿、化工等行业的

HFACS-BN 研究相比,本研究首次聚焦磷矿选矿这一典型流程工业,通过构建行业专属的 HFICS-MP 因素体系,实现了从“通用模型”到“场景化模型”的跨越,为同类高交互、高异构性作业环境的人因可靠性分析提供参考。

2. 人因可靠性分析方法框架构建

2.1. 人因可靠性

人因可靠性(Human Reliability, HR)定义为人员在规定条件与时限内成功完成规定任务的概率[9][10]。人因可靠性分析(HRA)是评估和提升人因可靠性的核心方法[11]。为此,本研究整合改进的人因分析与分类系统(HFICS-MP)及贝叶斯网络(BN),构建了一个适用于磷矿选矿厂的多层级、非线性分析框架。

2.2. 改进的人因事故分类系统(HFICS-MP)

经典 HFACS 框架源于航空领域[12],直接应用于磷矿选矿厂存在因素库不匹配、层级耦合性不足及非线性传导机制缺失等局限。为此,本研究提出改进的磷矿选矿厂人因事故分类系统(HFICS-MP):首先,基于近 10 年事故报告提炼出 36 项专属风险因素,覆盖组织层(A)、监督层(B)、近端行为层(C)与事故层(D)(表 1)。其次,合并原 HFACS 的“行为前提条件”与“不安全行为”为近端行为层,以更贴合选矿场景中多因素瞬时耦合的特点。最后,明确层级内因素可独立或关联作用,且层级间支持“多因一果”与“一因多果”的路径关系,为后续贝叶斯网络风险量化奠定基础。

Table 1. HFICS-MP factor system
表 1. HFICS-MP 因素体系

层次	二级编码	因素
A 组织影响层	A1 资源管理	A11 安全投入不足
		A12 人力资源配置缺陷
		A21 安全责任缺失
	A2 组织氛围	A22 政策制定不规范
		A23 安全教育培训不力
		A31 风险管控缺失
	A3 操作过程	A32 操作规程缺失
		A33 外包管理漏洞
		B11 设备/作业监督缺位
B 不安全监督层	B1 监督不充分	B12 维检修监管失效
		B13 安全交底缺失
		B21 应急处置失序
	B2 运行计划不当	B22 作业审批失效
		B31 防护设备监管缺失
	B3 未纠正问题	B41 制度执行失效
	B4 监管违规	

续表

C 近端行为层	C1 环境因素	C11 生产环境恶劣
		C12 设施坠落风险
		C21 生理/心理状态差
	C2 人员状态	C22 作业环境分心干扰
		C23 风险认知偏差
		C31 违章操作
	C3 人员因素	C32 违反作业程序
		C33 指挥决策失误
		C34 协作失误
		D1 机械伤害
		D2 物体打击
		D3 高处坠落
D 事故层		D4 触电
		D5 中毒窒息
		D6 淹溺
		D7 坍塌
		D8 灼烫
		D9 车辆伤害
		D10 火灾
		D11 起重伤害
		D12 其它伤害

2.3. 贝叶斯网风险量化

贝叶斯网络(BN)是一种表征变量间条件依赖关系的概率图模型[13]。本研究采用 BN 来量化 HFICS-MP 框架所识别失效因素间的复杂关系,以计算人因事件发生概率、识别关键风险路径并处理不确定性。

BN 建模包含四个步骤[14]: (1) 结构学习: 基于卡方独立性检验($\alpha = 0.05$)与 HFICS-MP 层级逻辑,生成有向无环图(DAG); (2) 参数学习: 采用最大似然估计法(MLE)算法计算网络中各节点的条件概率表(CPT)。设数据集 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_m\}$, 则参数 θ 的似然函数和对数似然函数分别为:

$$\theta_{MLF} = \arg \max_{\theta} \prod_{i=1}^m P(D_i | \theta) \tag{1}$$

$$\log L(\theta | D) = \sum_{i=1}^m \log P(D_i | \theta) \tag{2}$$

(3) 关键因素提取: 筛选后验概率超过 10% 的节点作为关键致因因素; (4) 敏感性分析: 识别对顶事件发生概率影响最显著的关键节点,为制定针对性管控措施提供依据。BN 的优势在于将 HFICS-MP 理论框架转化为可计算模型,实现风险的动态评估与防控措施预判。

3. 数据采集与分析

3.1. 数据来源与处理

本研究数据源于 2018~2023 年间多地应急管理部门的事故报告及厂内案例,通过系统提取致因因素,构建了包含 200 条样本的数据集。

依据 HFICS-MP 框架,将所有因素归类至四个层级(A, B, C, D),并统计各因素在 200 起事故中的出现频次。据此前计算了两个指标:(1) 因素发生概率(某因素频数/事故总数);(2) 层级内条件概率(某因素频数/所属层级总频数)。需注意,因单起事故含多重致因,各因素的发生概率之和可能超 100%。最后,采用卡方检验对层级内及层级间因素的因果依赖关系进行了关联性分析。

3.2. 事故致因因素发生概率

事故层(D 层)、近端行为层(C 层)、不安全监督层(B 层)、组织管理层(A 层)致因因素发生概率分布图如图 1~4 所示。

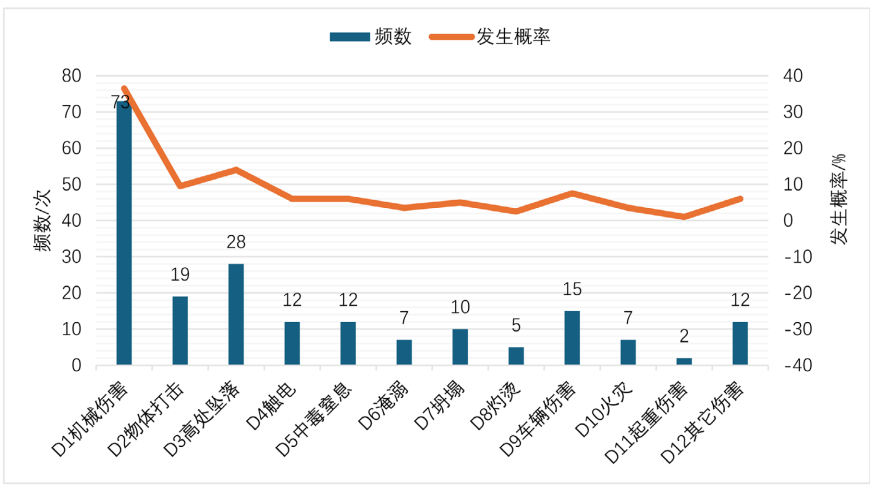


Figure 1. Frequency and probability distribution of tier D causal factors
图 1. D 层致因因素发生频数与概率分布

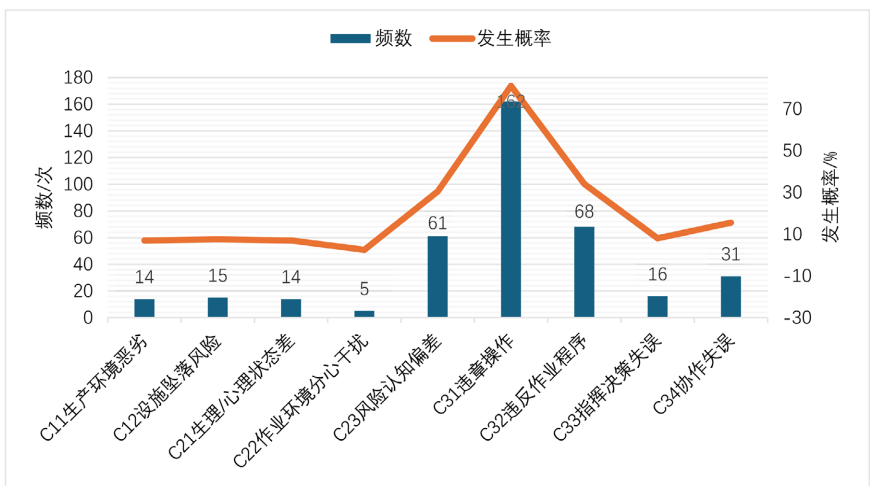


Figure 2. Frequency and probability distribution of tier C causal factors
图 2. C 层致因因素发生频数与概率分布

如图 1 所示,机械伤害(D1)发生概率为 36.5%,成为最主要的不安全事故,其次为高处坠落。机械伤害、高处坠落、物体打击及车辆伤害四类事故的独立发生概率合计 67.5%。

分析表明,单起事故多由多重致因耦合导致,致因因素的累计发生概率之和远超 100%。如图 2 所示,近端行为层(C 层)因素的累计发生概率高达 193% (即 386/200),表明平均每起事故涉及 1.93 项人因或环境失效。其中,人因相关因素(C2 人员状态与 C3 人员因素)是主要贡献源,占比达 178.5%(357/200)。这一高频次现象印证了事故 rarely 由单一因素引发,而多是多种因素(如违章操作与风险认知偏差)叠加的结果。具体而言,违章操作(C31)是绝对主导因素,发生概率为 81.0%,其具体表现主要包括安全装备误用和无证作业等。

如图 3 所示,监督层中最突出的问题是 B11 (设备/作业监督缺位),发生概率为 61.5%。其次依次为 B41 (制度执行失效)(45.0%)、B31 (防护设备监管缺失)(41.0%)和 B12 (维检修监管失效)(35.0%)。

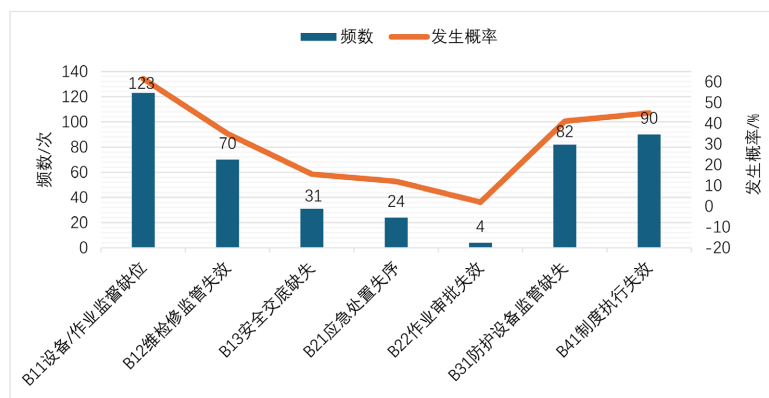


Figure 3. Frequency and probability distribution of tier B causal factors

图 3. B 层致因因素发生频数与概率分布

(4) 组织管理层(A 层)

如图 4 所示,组织层的根本性缺陷集中于两个核心因素: A21 (安全责任缺失)与 A23 (安全教育培训不力),其发生概率分别为 64.5%和 67.0%。由于单起事故包含多重致因(研究方法部分已阐明),其概率之和为 131.5%,表明平均每起事故涉及 1.3 个组织层因素。此外, A31 (风险管控缺失)也较为普遍(58.5%),这些因素共同揭示了体系性的管理漏洞。

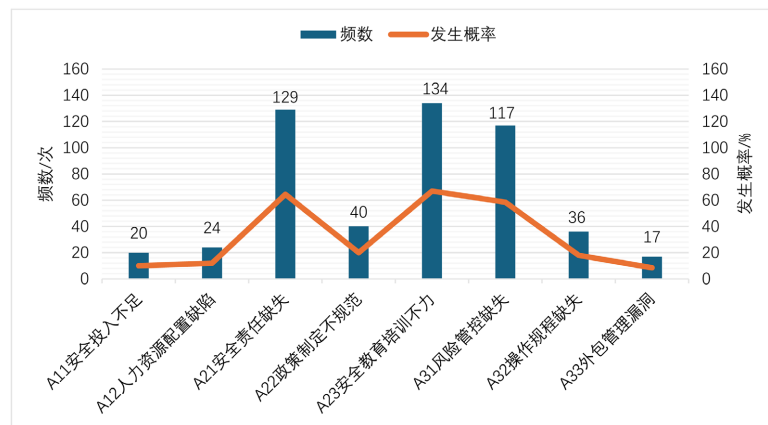


Figure 4. Frequency and probability distribution of tier A causal factors

图 4. A 层致因因素发生频数与概率分布

3.3. 贝叶斯网络结构学习

本研究利用 IBM SPSS Statistics 24.0 软件, 基于 HFICS-MP 框架对层级内与层级间(跨层级)的致因因素关系进行 χ^2 独立性检验(显著性水平 $\alpha=0.05$) [15]。尽管 HFICS-MP 强调层级内传导, 但考虑到选矿厂事故的多因耦合特性, 跨层级影响分析是重要补充。检验保留 P 值小于 0.05 的关联(即拒绝原假设), 结果列于表 2 和表 3。

Table 2. Results of cross-tier correlation analysis

表 2. 跨层级关联性分析结果

关联因素	检验方式	P 值	关联因素	检验方式	P 值
A11→D4	连续性修正卡方	0.022	B41→D2	Pearson 卡方	0.031
A12→D1	Pearson 卡方	0.000	B41→D3	Pearson 卡方	0.009
A22→D3	Pearson 卡方	0.004	B41→D4	Pearson 卡方	0.042
A22→D5	连续性修正卡方	0.002	B41→D9	Pearson 卡方	0.010
A23→D2	Pearson 卡方	0.003	B41→D10	连续性修正卡方	0.040
A31→D5	连续性修正卡方	0.035	C11→D5	Fisher 精确检验	0.005
B12→D4	连续性修正卡方	0.039	C12→D7	连续性修正卡方	0.028
B13→D7	连续性修正卡方	0.000	C23→D5	连续性修正卡方	0.003
B21→D10	Fisher 精确检验	0.039	C23→D7	连续性修正卡方	0.048
B31→D1	Pearson 卡方	0.035	C23→D8	Fisher 精确检验	0.002
B31→D5	连续性修正卡方	0.038	C31→D1	Pearson 卡方	0.010
B31→D9	Pearson 卡方	0.023	C31→D7	连续性修正卡方	0.003

Table 3. Results of inter-tier correlation analysis

表 3. 层级间关联性分析结果

关联因素	检验方式	P 值	关联因素	检验方式	P 值
A11→B11	Pearson 卡方	0.001	A32→B31	Pearson 卡方	0.031
A11→B12	连续性修正卡方	0.000	A33→B21	连续性修正卡方	0.001
A11→B41	Pearson 卡方	0.000	A33→B22	Fisher 精确检验	0.037
A12→B21	连续性修正卡方	0.015	B12→C12	Pearson 卡方	0.000
A12→B41	连续性修正卡方	0.003	B12→C33	Pearson 卡方	0.012
A22→B12	Pearson 卡方	0.009	B13→C31	Pearson 卡方	0.002
A23→B12	Pearson 卡方	0.000	B31→C21	Pearson 卡方	0.003
A23→B31	Pearson 卡方	0.015	B31→C34	Pearson 卡方	0.001
A31→B12	Pearson 卡方	0.001			

表 2 (跨层级关联)表明, 组织层(A)、监督层(B)和近端行为层(C)因素对事故层(D)均存在显著的直接跨层级影响(如 $A12 \rightarrow D1$, $B41 \rightarrow D2$, $C31 \rightarrow D1$ 等)。表 3 (层级间关联)则揭示了相邻层级间的潜在传导路径(如 $A11 \rightarrow B11$, $B12 \rightarrow C12$ 等)。

基于上述分析结果, 构建了贝叶斯网络拓扑结构模型(图 5)。鉴于跨层级影响的显著性, 网络结构优先采用了跨层级传导关系进行构建。该模型显示, 机械伤害(D1)的关键致因涉及多层级因素, 如组织层的 A12、A31, 监督层的 B12、B31, 以及近端行为层的 C23、C31。

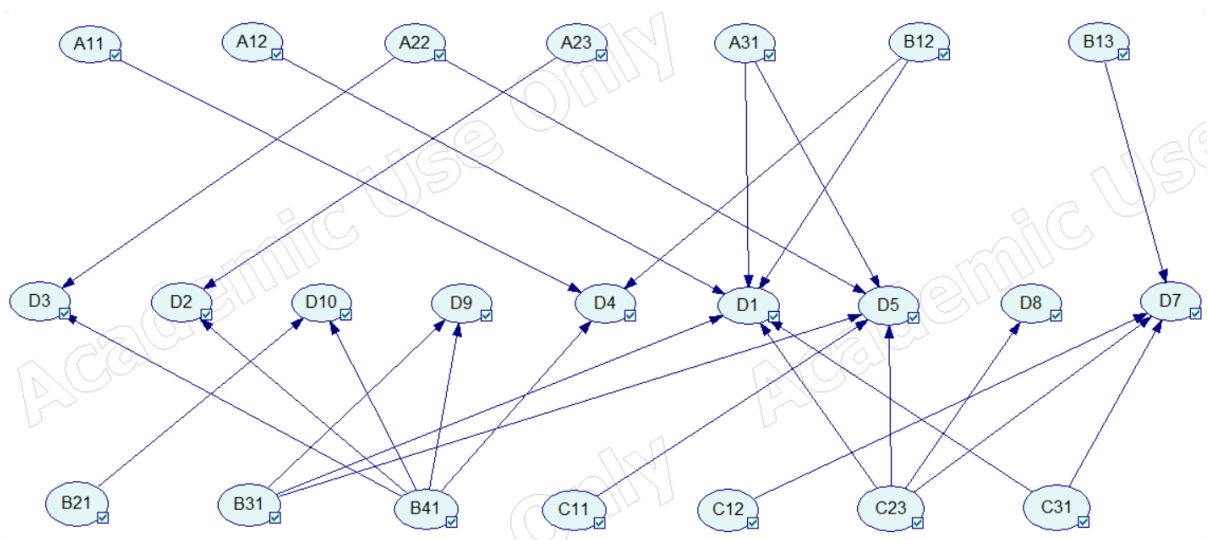


Figure 5. Topology model of the Bayesian network for human reliability in the mineral processing plant
图 5. 选矿厂人因可靠性贝叶斯网络拓扑结构模型

3.4. 贝叶斯网络参数学习与关键因素识别

本研究中的概率参数设定如下: 先验概率直接基于 200 条样本数据中各因素的发生频率计算而得; 条件概率表(CPT)通过最大似然估计(MLE)方法学习生成; 后验概率计算及网络推理在 GENIE 软件中借助期望最大化(EM)算法实现[16], 结果见表 4。

Table 4. Comparison of prior and posterior probabilities for basic nodes
表 4. 基本节点先验概率与后验概率对比

因素	先验概率	后验概率	因素	先验概率	后验概率
A12 人力资源配置缺陷	0.12	0.122	C23 风险认知偏差	0.305	0.306
A22 政策制定不规范	0.2	0.202	C31 违章操作	0.81	0.808
A23 安全教育培训不力	0.67	0.670	D1 机械伤害	0.365	0.38
A31 风险管控缺失	0.585	0.585	D2 物体打击	0.10	0.11
B12 维检修监管失效	0.35	0.351	D3 高处坠落	0.14	0.15
B13 安全交底缺失	0.155	0.157	D4 触电	0.07	0.07
B21 应急处置失序	0.12	0.122	D5 中毒窒息	0.10	0.11
B31 防护设备监管缺失	0.41	0.411	D7 坍塌	0.03	0.06

续表

B41 制度执行失效	0.45	0.450	D8 灼烫	0.03	0.03
C11 作业环境干扰	0.07	0.072	D9 车辆伤害	0.08	0.09
C12 设施坠落风险	0.075	0.077	D10 火灾	0.03	0.04

表 4 的后验概率分析筛选出 5 个关键节点(后验概率均>40%)。其中, C31 违章操作(80.8%)是近端行为层的首要风险; A23 安全教育培训不力(67.0%)与 A31 风险管控缺失(58.5%)是组织层的系统性漏洞; B41 制度执行失效(45.0%)和 B31 防护设备监管缺失(41.0%)则反映了监督层的执行弱化。贝叶斯网络的量化结果进一步验证了前文的描述性统计, 表明需优先管控的深层根源为 A23 与 A31, 而直接诱因则是违章操作(C31)。

4. 案例应用

4.1. 案例背景与事故还原

2023 年, 某磷矿选矿厂发生一起机械伤害事故, 作业人员在未关停设备的情况下徒手对运行中的浮选机齿轮箱加注润滑脂, 导致右臂被卷入。事故调查显示, 直接原因为人员安全意识淡薄、违章作业; 间接原因涉及安全责任缺失、操作规程不完善、安全教育培训不到位、风险管控缺失以及现场作业环境不良等多方面管理系统缺陷。

4.2. 基于 HFICS-MP 的致因层级映射

基于 HFICS-MP 框架对事故报告进行系统分析, 从其多个因素类别中, 提取出与本案例直接相关的 5 个关键因素并进行层级映射, 结果如表 5 所示。

Table 5. HFICS-MP factor coding for the case accident

表 5. 案例事故的 HFICS-MP 因素编码

事故原因描述	HFICS-MP 编码	层级
违章操作(徒手接触运行设备)	C31	近端行为层
安全培训不足	A23	组织影响层
风险辨识缺失(维护作业)	A31	组织影响层
设备维护规程缺位	B41	不安全监督层
作业平台缺失/通道狭窄	C11	近端行为层

4.3. 贝叶斯网络反演与敏感路径识别

为验证 BN 模型的有效性, 提取与 D1 显著关联($P < 0.05$)的因素节点(A12, B31, C11, C31), 构建局部贝叶斯网络子图(图 6)进行反演分析。

以 D1 的先验概率(36.5%)为基线, 模拟控制措施效果: 当上述四个因素均被控制(设置为“不发生”)时, D1 的发生概率可降至 3%(不发生概率为 97%)。进一步敏感性分析显示, 单独控制违章操作(C31)可使 D1 概率从 36%下降至 20%, 降幅达 16%, 证明其是最敏感的关键节点。该结果定量化地证明, 针对人力资源配置(A12)、设备监管(B31)、作业环境(C11)及违章操作(C31)采取综合措施, 可最有效地降低机械伤害风险。

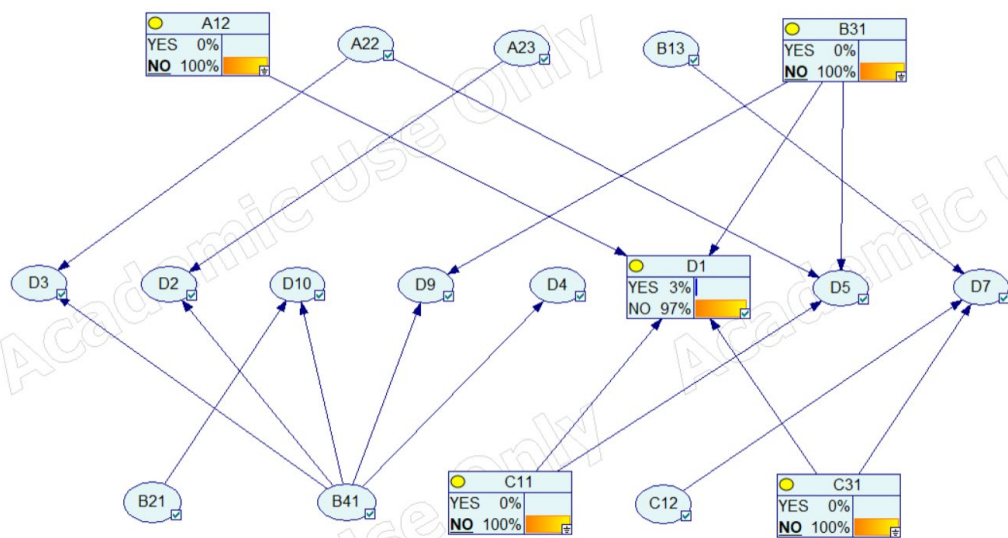


Figure 6. Topology of the case-specific Bayesian network
图 6. 案例贝叶斯网络拓扑图

5. 结论

针对磷矿选矿厂人因事故高发及传统 HRA 方法适用性不足的问题,本研究构建了融合改进人因事故分类系统(HFICS-MP)与贝叶斯网络(BN)的综合分析框架。基于 200 起事故数据的实证研究,形成以下核心结论:

(1) 框架有效性与行业适配性得到验证:所提炼的 36 项风险因素及四层级结构,系统覆盖了磷矿选矿特有的工艺复杂、设备异构、人机交互频繁等风险场景,显著提升了传统 HFACS 模型在选矿领域的适用性。通过卡方检验与案例反演,不仅验证了“组织缺陷→监督失效→近端行为→事故”的传导路径,也揭示了跨层级的直接影响机制(如 A22→D3),为理解系统风险提供了动态视角。

(2) 关键致因的深层解读:BN 分析显示,“违章操作(C31)”作为近端行为核心因素(81.0%),其高发不仅源于个体安全意识薄弱,更折射出安全培训虚化、风险管控缺位、作业监管松懈等系统性问题。选矿作业环境中设备连续运转、润滑/清理等高频次近距离操作,加剧了违章行为的暴露风险。此外,“安全教育培训不力(A23)”和“风险管控缺失(A31)”作为深层诱因,暴露出企业在安全投入、制度执行与动态风险管理机制上的结构性短板。

(3) 事故机理具有多重耦合与跨层级传导特性:研究表明,单起事故平均涉及 1.79 项人因失误,且致因路径多元(如 A23→B12→C12→D7),凸显了系统防御体系的脆弱性。与煤矿、化工等领域的 HFACS-BN 研究相比,本研究所提炼的因素体系更具磷矿选矿工艺针对性,如“设施坠落风险(C12)”“维检修监管失效(B12)”等因素直接关联选厂高空作业与设备异构环境,体现了本框架的行业专属价值。

(4) 案例反演与模型局限性:通过 2023 年机械伤害事故的 BN 反演,验证了控制 A12、B31、C11、C31 等因素可显著降低 D1 发生概率。然而,本模型基于 200 条历史数据构建,虽具有代表性,但在样本规模、地域覆盖性与实时动态更新方面仍存在局限。未来可通过多厂区数据共建、引入动态贝叶斯网络(DBN)等方式,进一步提升模型的泛化与预测能力。

(5) 研究贡献定位:本研究首次为磷矿选矿行业开发并验证了一套定制化的、定性定量相结合的人因风险分析框架,弥补了通用 HRA 模型在该领域的适用性缺口。相较于现有煤矿、化工等领域的 HFACS-BN 研究,本框架在因素体系构建、层级耦合机制建模及工艺场景嵌入方面具有明显创新性与实用性,为同行企业开展人因风险精准防控提供了可操作的方法论支持。

分级防控对策建议:

- ① 根因治理(组织层): 系统性强化安全培训体系(A23)与风险分级管控机制(A31);
- ② 过程监管(监督层): 狠抓制度执行力(B41)与防护设备监管(B31), 特别是高频作业环节;
- ③ 行为干预(近端层): 以杜绝违章操作(C31)为核心, 结合技术防护与认知矫正;
- ④ 系统防御: 构建覆盖“组织-监督-行为-应急”的多层次防御体系, 阻断失效传导路径。

基金项目

国家自然科学基金(52374272); 湖北省揭榜制项目(2021BEC029); 湖北省技术创新重大项目(2018ACA153, 2022ACA004), 武汉工程大学研究生教育创新基金项目(CX2024065)。

参考文献

- [1] 刘晓鸥. 鄂西地区磷矿地质勘查项目风险管理研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2023.
- [2] 李文波. 磷矿超细全尾砂膏体浓密技术研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 长沙矿山研究院, 2023.
- [3] 赵晨. 金属非金属矿山选矿厂安全生产标准化研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国地质大学(北京), 2015.
- [4] 王靖源, 赵树果. 基于云模型-组合赋权法的选矿厂安全风险评价[J]. 内蒙古煤炭经济, 2024(18): 16-18.
- [5] 赵奕, 张维国, 尤腾胜, 等. 选矿厂智能化建设目标与实施路径[J]. 有色设备, 2024, 38(1): 1-7.
- [6] 张力, 黄曙东, 杨洪, 等. 岭澳核电站人因可靠性分析[J]. 中国核科技报告, 2000(00): 1039-1059.
- [7] Balazikova, M. and Kotianova, Z. (2025) Human Reliability Analysis in Acetylene Filling Operations; Risk Assessment and Mitigation Strategies. *Applied Sciences*, **15**, 4558-4558.
- [8] 王黎静, 王彦龙. 人的可靠性分析——人因差错风险评估与控制[M]. 北京: 航空工业出版社, 2015: 1-2.
- [9] Dhillon, B.S. (1986) Human Reliability with Human Factors. Pergamon Books Inc.
- [10] 何旭洪, 黄祥瑞. 工业系统中的人的可靠性分析: 原理、方法和应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.
- [11] Vechgama, W., Park, J., Wetchagarun, S., Pechrak, A., Pornroongruengchok, W. and Silva, K. (2025) Full-Scale Demonstration of Human Reliability Analysis Framework for TRIGA Research Reactor. *Progress in Nuclear Energy*, **184**, Article ID: 105718. <https://doi.org/10.1016/j.pnucene.2025.105718>
- [12] 徐勇. 基于 HFACS-贝叶斯网络的铁路车务系统事故违章行为分析[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2023.
- [13] 赵卫东, 董亮. 机器学习[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2022.
- [14] 田晓敏. 基于贝叶斯网络的深基坑施工安全风险智能分析方法研究[D]: [硕士学位论文]. 青岛: 青岛理工大学, 2025.
- [15] 田一鸣. 基于模糊贝叶斯网络的社会安全事件风险评估研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国人民公安大学, 2019.
- [16] 宋慧娟. 基于贝叶斯网络模型的突发水环境事件风险评估研究——以 X 污水处理厂事项为例[D]: [硕士学位论文]. 上海: 华东理工大学, 2023.