

李鑫, 王乐瑶, 未宗帅, 等. 数据驱动的机械伤害事故致因机理差异化研究[J]. 安全与环境学报, 2026, 26(6): 2380–2388.
LI X, WANG L Y, WEI Z S, et al. Data-driven analysis of mechanical injury accident causation: a differentiated approach[J].
Journal of Safety and Environment, 2026, 26(6): 2380–2388.

数据驱动的机械伤害事故致因机理差异化研究*

李鑫¹, 王乐瑶^{1,2}, 未宗帅¹, 佟瑞鹏¹

(1 中国矿业大学(北京)应急管理与安全工程学院, 北京 100083; 2 科廷大学未来工作研究所, 澳大利亚珀斯 WA 6000)

摘要:为揭示不同类型机械伤害事故致因机理的差异, 基于2003—2023年的340份机械伤害事故报告, 采用改进的人因分析与分类系统模型识别人、机、环、管4个维度的34项致因因素, 应用Apriori挖掘因素间强关联规则, 并构建贝叶斯网络模型进行反向推理与敏感性分析, 以明确不同伤害类型的关键致因路径。结果表明: 不同伤害类型事故致因机制存在明显差异, 事故起数最多的挤压类事故主要受到环境嘈杂、信息传递不到位及违规探入、进入设备内部的影响; 操作失误在大部分事故类型中占主导作用。根据关键致因路径结合本质安全理念, 制定了现代安全理念下的靶向干预措施, 以促进机械相关行业安全绩效。
关键词:安全工程; 人因分析与分类系统; 机械伤害事故; 贝叶斯网络模型; 关联规则挖掘; 事故致因; 靶向干预

中图分类号: X928.4; TH188.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1009-6094(2026)06-2380-09

DOI: 10.13637/j.issn.1009-6094.2025.1225

0 引言

近年来, 我国整体安全生产水平显著提升, 事故总量呈现稳步下降趋势, 但机械伤害事故仍然频发且后果严重, 对企业安全管理构成较大挑战。此外, 各行各业机械设备的复杂性、多样性不断增加, 使得机械伤害事故致因分析更加困难。如何有效识别机械伤害事故的致因差异, 并据此制定精准化的预防和控制措施, 成为当前安全生产领域亟待解决的关键问题。

已有学者围绕机械伤害事故致因开展了大量研究。如Shrestha等^[1]从建筑行业视角分析了机械伤害与承包商规模的关系。Imam等^[2]则关注煤矿井下移动机械防撞系统的可靠性。梅楠^[3]基于我国制造业的机械事故分析指出设备故障、操作人员安全意识不足等致因因素。此外, 一些学者借助不同理论模型对事故致因进行了深入探讨。2016年, Levenson^[4]首次系统性地提出了基于系统理论的事故模型(Systems-Theoretic Accident Model and Processes, STAMP), 将安全视为一个动态的控制问题而非简单的事件链失效, 为事故分析开辟了全新的理论范式。罗熙等^[5]从职业健康角度提出人为、机器、建筑物、原料、环境和管理6大致因因素。2023年, 刘全龙等^[6]首次将人因分析与分类系统

(Human Factors Analysis and Classification System, HFACS)模型系统性地应用于我国制造业的机械伤害事故分析, 为该理论模型在这一特定领域的本土化应用开创了先河, 并识别出“不安全行为前提”是主要因素。然而, 现有研究往往局限于特定行业或单一类型事故分析, 忽视了从伤害类型这一本质视角进行跨行业探索。而伤害类型是机械能量对人体的直接作用方式, 其物理本质和发生机制具有高度的跨行业共性, 本文以具体的伤害类型为分析单元, 通过事故致因机理的差异化分析, 为制定更有效的、普适性的机械伤害预防策略提供支撑, 以满足精准预防的现实需求。

鉴于此, 本文以多渠道收集的340份机械伤害事故调查报告为基础, 提出融合改进HFACS模型、关联规则挖掘与贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)分析的综合方法框架, 深入揭示不同类型机械伤害事故致因机理的差异化特征, 进而结合本质安全理念提出针对性强、实践性高的靶向干预措施, 以期机械伤害事故的精准预防和安全管理提供更为全面、有效的理论指导和方法支持。

1 数据来源与研究方法

1.1 数据来源

通过应急管理部、各省市应急管理局网站及安

* 收稿日期: 2025-07-11

作者简介: 李鑫, 博士研究生, 从事行为安全管理与图像视觉计算研究, lxcumtb2023@163.com; 佟瑞鹏(通信作者), 教授, 博士, 从事行为安全管理与环境风险评估研究, tongrp@cumtb.edu.cn。

基金项目: 国家自然科学基金项目(52074302); 北京市自然科学基金项目(8212015)

全管理网等渠道收集到我国 2003—2023 年的 340 起机械伤害事故调查报告。依据 GB/T 15706—2012《机械安全 设计通则 风险评估与风险减小》中不同机械危险源可造成的潜在伤害后果,对 340 份机械伤害事故报告进行伤害类型的划分。机械伤害事故各类型占比分布如图 1 所示,包括挤压(A_1),卷入(A_2),缠绕(A_3),碰撞(A_4),滑倒、绊倒和跌落(A_5),剪切(A_6),抛出(A_7),切割(A_8),共 8 种伤害类型。

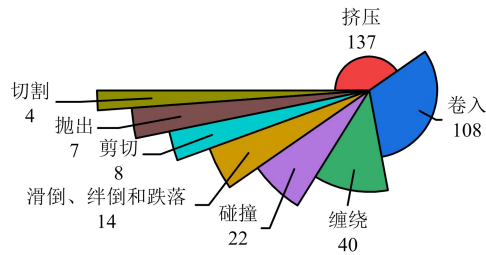


图 1 机械伤害事故类型分布

Fig. 1 Distribution of types in mechanical injury accidents

1.2 研究方法

1.2.1 改进的 HFACS 致因分析模型

随着新时代安全思潮的发展,传统事故致因模型下的个体归因观念逐渐受到系统理论^[4]、安全-II^[7]和人因与组织绩效^[8]等现代安全科学理念的批判。鉴于事故是复杂系统中多因素动态交互作用的结果,识别其系统及组织层面成因至关重要。现代事故致因模型如 HFACS 模型、24Model、STAMP 模型等^[9]提供了理论分析工具。其中, HFACS 模型^[10]源于瑞士奶酪模型,在系统理论指导下,结构化识别不安全行为、前提条件、不安全监管及组织影响 4 个层面的因素,系统性地探究事故背后的人为错误及组织根源。该模型最初广泛应用于航空领域,后被扩展至建筑施工、煤矿、化工、制造业等其他领域并取得良好效果。原始 HFACS 模型为事故分析提供了卓越的系统性框架,但并未将所有致因类别列出。同时,在面向机械伤害事故这一特定领域时,对跨组织风险、复杂人机交互等因素解释力仍显不足。本文在原始 HFACS 模型的核心思想上,依据相关事故报告的文本特征,识别事故致因的分层和类别,随后对比原始 HFACS 模型并结合相关文献^[11-14],汇总和验证事故致因的分层和类别,并合并同一类别中定义相同的事故致因因素,最终提出改进的 HFACS 模型。

1.2.2 模型构建的理论依据与适用性改进

在原始 HFACS 模型基础上,基于 340 份机械伤

害事故报告,识别、汇总、验证并合并事故报告中关键致因因素,形成如表 1 所示的既保留 HFACS 核心逻辑,又符合我国机械伤害事故实际情况的改进模型,具体修改逻辑如下。

(1)外界环境层:原始 HFACS 模型聚焦于组织内部因素,然而分析事故报告中发现,大量事故根源超越了单一组织的边界。其中,“分包协调管理缺失”与“未落实属地安全监管责任”作为高频出现的跨组织风险因素尤为显著。因而,原始 HFACS 模型难以精准刻画此类跨组织边界风险,增设了“外界环境层”^[13],该层级下设“政府监管”和“分包管理”^[14]两个类别,以系统性地识别和归因此类外部驱动因素。

(2)组织影响层:组织氛围涉及企业对安全生产的重视程度和管理规范的完善度,因此将识别的 F_{21} (安全教育、培训不到位)、 F_{22} (未落实安全生产责任制)、 F_{23} (安全管理规章制度不完善) 归类为“组织氛围”类别。组织的安全投入影响安全生产,将识别的 $F_{24} \sim F_{27}$ 等致因因素归属于“资源管理”类别。安全管理人员未能有效履行职责是组织过程管理的失误,因此将识别的 F_{28} (安全管理人员履职不到位) 归类为“组织过程”类别。

(3)不安全监督层:管理层在监督和指导方面的失误会间接影响操作工人的行为和决策,将识别的 F_{31} (现场安全监督不到位) 归类为“监督不到位”类别。同时,缺乏正确的操作计划指导体现出工作安排不合理,因此将识别的 F_{32} (操作计划不当) 归类为“工作安排不合理”类别。管理人员未能遵守规章制度,忽视他人安全,将识别的 F_{33} (未督促使用、发放劳保用品) 归类为“监督违规”类别。机械设备操作频繁,设备检修不当和人不安全行为等隐患频繁发生,因此将识别的 F_{34} (隐患排查治理不到位) 和 F_{35} (未及时制止违规行为) 归类为“未及时纠正问题”类别。

(4)不安全行为前提:将识别的 F_{41} (安全意识薄弱) 和 F_{42} (注意力不集中) 归类为“操作者状态”类别。工人在操作时需要做到“四紧”和穿戴防护用品,因此将识别的 F_{43} (不安全着装) 归类为“个人准备”类别。考虑操作机械设备时人-机交互及现场环境,将涉及光线、噪声及机械设备防护的 $F_{44} \sim F_{49}$ 致因因素归类为“物理环境”。技术环境包括设备相关的设计、布局,将识别的 F_{410} (未设置显目的安全警示标志) 和 F_{411} (作业场所设计不合理) 归属于“技术环境”类别。在实际的作业操作中,通常涉及

表1 基于HFACS模型识别的机械伤害事故致因因素

Table 1 Identified causative factors of mechanical injury accidents based on the HFACS model

层级	致因类别	事故致因因素
外界环境层	政府监管	未落实属地安全监管责任 F_{11}
	分包管理	分包协调管理缺失 F_{12}
组织影响层	组织氛围	安全教育、培训不到位 F_{21} /未落实安全生产责任制 F_{22} / 安全管理规章制度不完善 F_{23}
	资源管理	安全投入不足 F_{24} /安全管理机构不健全 F_{25} /应急处理机制不健全 F_{26} / 设备无合格证或设计缺陷 F_{27}
	组织过程	安全管理人员履职不到位 F_{28}
	监督不到位	现场安全监督不到位 F_{31}
不安全监督层	工作安排不合理	操作计划不当 F_{32}
	监督违规	未督促使用、发放劳保用品 F_{33}
	未及时纠正问题	隐患排查治理不到位 F_{34} /未及时制止违规行为 F_{35}
不安全行为前提条件	操作者状态	安全意识薄弱 F_{41} /注意力不集中 F_{42}
	个人准备	不安全着装 F_{43}
	物理环境	环境混乱、不整洁 F_{44} /照明不足、视线受阻 F_{45} /环境嘈杂 F_{46} /设备缺少保护设施 F_{47} /未安装联锁装置或失效 F_{48} /部件、元件老化或其他缺陷 F_{49}
	技术环境	未设置显目的安全警示标志 F_{410} /作业场所设计不合理 F_{411}
	队伍管理	信息传递不到位 F_{412}
不安全行为层	决策错误	违章冒险操作 F_{51}
	技能错误	操作失误 F_{52} /自身误启动设备 F_{53}
	认知错误	违规进入、靠近危险区域 F_{54} /违规探入、进入设备内部 F_{55}
	违规操作	未断电、停机进行作业 F_{56} /用手或工具触及运动部件 F_{57}

多人分工合作,信息传递至关重要,将识别的 F_{412} (信息传递不到位)归类为“队伍管理”类别。

(5)不安全行为层:不安全行为包括操作工人的决策错误、认知错误、技能错误或违规操作。决策错误是判断或决策过程中存在问题而导致的错误,将识别的 F_{51} (违章冒险作业)归类为“决策错误”类别。技能错误是注意力分散或操作技术不熟练导致的错误,因此将识别的 F_{52} (操作失误)和 F_{53} (自身误启动设备)归类为“技能错误”类别。认知错误主要是风险感知错误,因此将 F_{54} (违规进入、靠近危险区域)和 F_{55} (违规探入、进入设备内部)归类为“认知错误”类别。违规操作是指明确违反安全操作规程,因此将识别的 F_{56} (未断电、停机进行作业)和 F_{57} (用手或工具触及运动部件)归类为“违规操作”类别。

1.2.3 文本数值化处理

通过0-1编码的形式将340份机械伤害事故

报告中的事故致因因素和伤害类型等文本内容转化为数字形式。将8类伤害类型作为因变量,分别编码为 $A_1 \sim A_8$,若某项致因因素在该条事故报告中出现,记为1,否则记为0。

1.2.4 基于关联规则的机械伤害事故贝叶斯网络模型

BN 可用于预测事故发生的概率及分析事故的成因,同时通过敏感性分析识别和量化关键风险因素,为事故预防和管理决策提供科学依据。针对机械伤害事故分析场景,通过特征提取与关联规则挖掘、BN 模型构建、BN 模型验证、BN 模型路径推断分析和 BN 模型敏感性分析5个步骤构建 BN 模型。

1.3 研究框架

为融合关联规则挖掘与贝叶斯网络进行机械伤害事故致因机理差异化分析,首先,基于机械伤害事故报告和改进的 HFACS 模型,识别出人、机、

环、管 4 个方面致因因素。其次,借助 HFACS 模型结构和相关案例,结合 Apriori 算法,构建网络结构并形成初步的因果关联。进而,利用期望最大化 (Expectation-Maximization, EM) 算法进行参数学习,并通过 GeNIe 软件验证贝叶斯网络模型的精度,以确保 BN 模型的可靠性和有效性。最后,对分析 BN 模型,运用反向推理确定事故致因路径,并通过敏感性分析识别关键因素,根据差异化分析提出靶向干预管控措施。研究框架如图 2 所示。

2 事故致因差异化分析

2.1 关联规则挖掘

为客观揭示 340 份事故报告结构化数据中各致因因素间的潜在共现模式,并为后续 BN 结构学习提供数据驱动的依据,采用经典的 Apriori 算法进行关联规则挖掘。该算法基于支持度、置信度和提升度三个核心指标识别强关联规则:支持度表示某几个因素同时出现的频率,反映了规则的普遍性;置信度表示在因素 A 出现的情况下,因素 B 也出现的条件概率,反映了规则的可靠性;提升度表示因素 A 的出现对因素 B 出现概率的提升程度,若提升度大于 1,则表明 A 与 B 存在正相关关系,其值越大,关联性越强。通过 Apriori 算法挖掘出的强关联规则 (如 $\{\text{因素 } A\} \rightarrow \{\text{因素 } B\}$),揭示了致因因素间的高频共现模式,这些模式将作为构建 BN 初始拓扑结构的重要依据之一,从而增强了 BN 模型结构的客观性。本文利用 Python 语言实现 Apriori 算法,运用 Apriori

算法识别频繁项集并提取关联规则的过程中需要解决最小支持度和最小置信度阈值设定问题^[15],经过多次试验最终确定最小支持度为 0.1,最小置信度为 0.3,最小提升度为 1.0,运行程序后输出 1 054 次 19 条致因强关联规则。

2.1.1 高提升度关联规则分析

提升度越高表明前件和后件具有越强的正相关关系,选取提升度排名前 5 的关联规则展示,如表 2 所示, F_{55} (违规探入、进入设备内部) 与 F_{34} (隐患排查治理不到位) 之间具有较强的正相关关系, F_{56} (未断电、停机进行作业) 分别与 $\{F_{34}, F_{21}\}$ (安全教育、培训不到位)、 F_{34} 、 F_{22} (未落实安全生产责任制) 存在较强的正相关性,同时, $\{F_{56}, F_{21}\}$ 与 F_{34} 之间有较强的正相关关系。项集间明显的正向关联关系预示它们的组合可能导致机械伤害事故的发生。

表 2 提升度排名前 5 的关联规则

Table 2 Top 5 association rules with the highest lift

序号	前件	后件	支持度	置信度	提升度
1	$\{F_{55}\}$	$\{F_{34}\}$	0.103	0.574	1.243
2	$\{F_{56}\}$	$\{F_{34}, F_{21}\}$	0.109	0.352	1.120
3	$\{F_{56}\}$	$\{F_{34}\}$	0.156	0.505	1.093
4	$\{F_{56}, F_{21}\}$	$\{F_{34}\}$	0.109	0.500	1.083
5	$\{F_{56}\}$	$\{F_{22}\}$	0.126	0.410	1.079

2.1.2 高支持度关联规则分析

选取支持度排名前 5 的关联规则展示,由表 3 可知, F_{34} (隐患排查治理不到位) 与 F_{21} (安全教育、

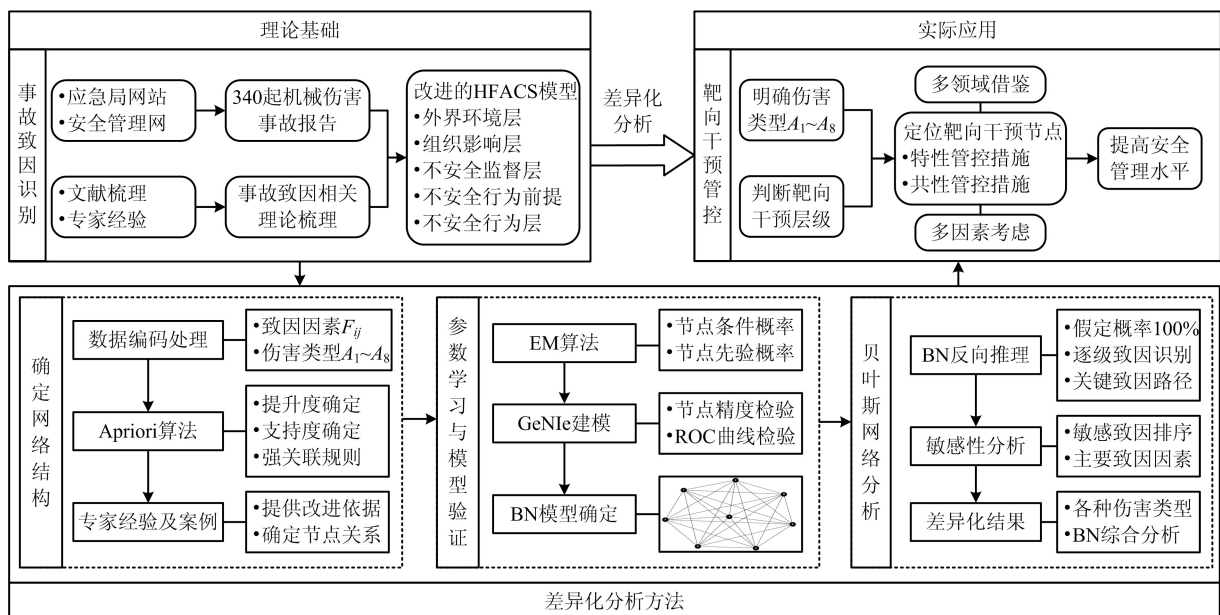


图 2 研究框架

Fig. 2 Research framework

培训不到位)、 F_{56} (未断电、停机进行作业)与 F_{21} (安全教育、培训不到位)、 F_{22} (未落实安全生产责任制)与 F_{34} (隐患排查治理不到位)、 F_{47} (设备缺少保护设施)与 F_{21} (安全教育、培训不到位)、 F_{54} (违规进入、靠近危险区域)与 F_{21} (安全教育、培训不到位)之间支持度较高,表明以上致因因素存在高频共现关系。

表3 支持度排名前5的关联规则

Table 3 Top 5 association rules with the highest support

序号	前件	后件	支持度	置信度	提升度
1	$\{F_{34}\}$	$\{F_{21}\}$	0.218	0.705	1.075
2	$\{F_{56}\}$	$\{F_{21}\}$	0.174	0.694	1.058
3	$\{F_{22}\}$	$\{F_{34}\}$	0.315	0.682	1.039
4	$\{F_{47}\}$	$\{F_{21}\}$	0.179	0.473	1.024
5	$\{F_{54}\}$	$\{F_{21}\}$	0.171	0.667	1.016

2.2 贝叶斯网络分析

2.2.1 BN 模型构建

基于改进后的 HFACS 模型,借助 Apriori 算法关联规则挖掘的结构,构建初始的包含节点和边的 BN 拓扑结构,其中,节点代表事故致因因素,边则表示因素之间的因果或相关关系。鉴于事故报告记录详略程度的差异性,本文所构建的 340 份样本数据集中存在部分致因因素信息缺失的情况。为规避由直接剔除不完整样本导致的样本规模缩减及潜在偏差风险,在 BN 参数学习阶段,采用 EM 算法进行参数估计。该算法是处理含隐变量或缺失数据的概率

模型参数估计的有效方法,通过迭代执行 E 步(基于当前参数估计缺失数据期望)和 M 步(利用完整数据最大化似然函数更新参数),最终实现对 BN 各节点先验概率及条件概率表的渐近无偏估计,显著提升了模型在数据缺失情境下的稳健性。为进一步增强模型的领域适用性,将基于 EM 算法得到的数据驱动参数估计结果,向具备丰富工程领域知识和安全管理经验的专家进行结构化咨询,据此对模型参数进行必要调整,实现了专家主观经验与数据客观规律的有机结合。最终,借助 GeNIe 5.0 软件,构建了以“政府监管”和“分包管理”为根节点、以“伤害类型”为目标节点的可视化 BN 模型,如图 3 所示。

2.2.2 BN 模型有效性检验

利用 GeNIe 软件的测试检验功能,结合对数似然法优化、节点精度检验及接受者操作特征 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线对事故报告数据集的 42 个节点进行精度检验,节点平均精度为 88.3%,证明各节点预测的准确性较高。同时采用 ROC 曲线检验伤害类型节点,以提高模型可靠性。曲线下的面积 (Area Under the Curve, AUC) 代表 ROC 曲线下的面积,其值越大说明模型对样本的区分能力越强,在 0.7~0.9^[16-17] 范围内表示模型具有较好的性能。伤害类型节点 A_1 (挤压)、 A_2 (卷入)、 A_3 (抛出) 的 AUC 分别为 0.751、0.782、0.752,表明此类伤害类型准确度较好。其余伤害类型节点的 AUC 在 0.65~0.75,预测性能一般。通过复查数据发现可能因为伤害类别不平衡,某些伤害类别样本数据太少,此外事故致因因素间关系复杂^[18],亦导

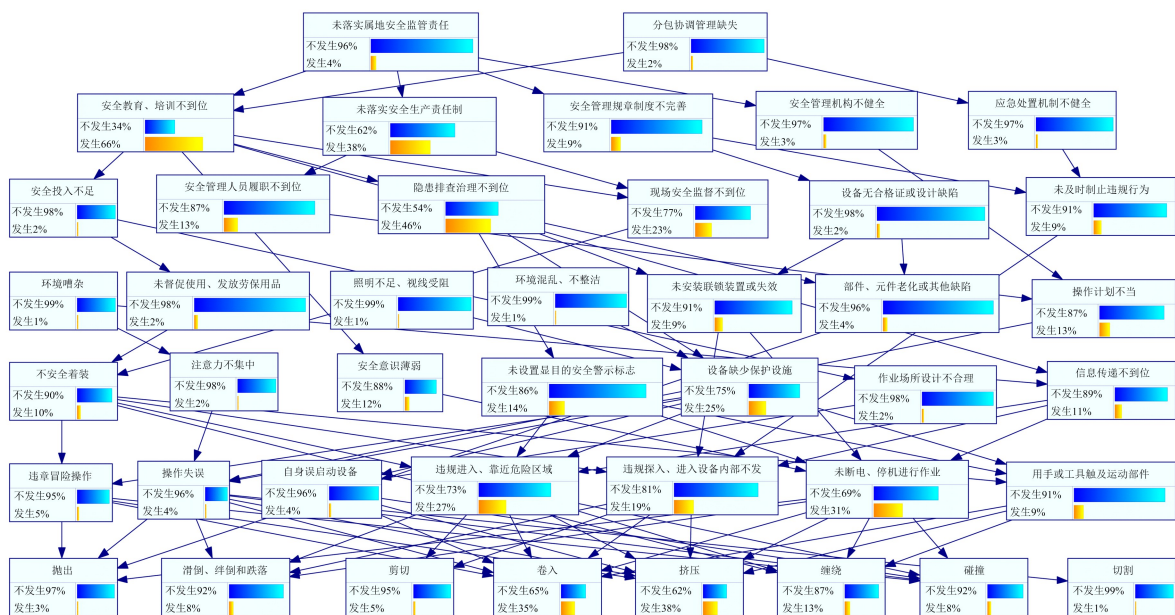


图3 机械伤害事故伤害类型贝叶斯网络图

Fig. 3 BN diagram of injury types in mechanical injury accidents

致 AUC 偏低。

2.2.3 BN 致因路径识别

应用 BN 的反向推断功能计算不同路径的条件概率,依次将伤害类型节点 $A_1 \sim A_8$ 的发生概率设定为 100%,通过逆向追溯其父节点的后验概率变化率(R_Δ),识别出导致特定伤害类型的致因路径,进一步揭示系统性缺陷和不利条件引发事故的过程。如图 4(a)~(h)所示,不同伤害类型的致因路径各异,反映了背后系统性因素组合的复杂性。

以 A_1 (挤压)伤害为例, R_Δ 计算过程如表 4 所示,得到两条事故致因路径,其一为 F_{46} (环境嘈杂)→ F_{412} (信息传递不到位)→ F_{55} (违规探入、进入设备内部)→ A_1 (挤压),表明恶劣的物理环境造成信息获取和理解存在障碍,进而导致不安全行为(如违规进入危险区域),最终发生了挤压事故。此处, F_{55} 并非孤立的错误,而是特定环境和信息条件下的一种高风险行为表现。其二为 F_{11} (未落实属地安全监管责任)→ F_{21} (安全教育、培训不到位)→ F_{412} (信息传递不到位)→ F_{55} (违规探入、进入设备内部)→ A_1 (挤压),进一步揭示了组织和管理层面影响信息传递的有效性,间接促使了不安全行为的发生,最终导致挤压。通过识别组织、管理、环境和技术因素,为预防事故提供有力抓手。

2.2.4 BN 事故致因敏感性分析

根据 GeNIe 软件对各伤害类型节点的敏感性分析,量化不同致因因素对事故发生的边际影响程度。如图 5 所示,“不安全行为层”中的因素($F_{51} \sim F_{57}$)对各类型机械伤害事故的发生概率表现出较高的敏感性,且不同伤害类型对不同“不安全行为”的敏感性存在差异。结合现代安全理念,人为差错是系统设计缺陷,组织管理不足和工作条件限制等多种外界因素累积传递的最终表现,而非事故的根本原因。不安全行为节点的高敏感性进一步凸显了本质安全设计的高价值,以及积极组织安全文化及氛围的重要性。

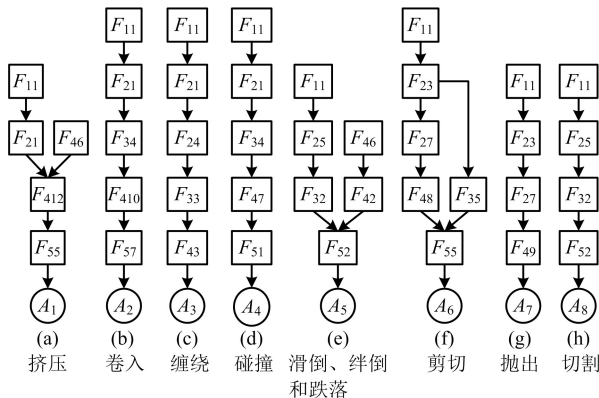


图 4 各类型机械伤害事故关键致因路径

Fig. 4 Key causal pathways of various types in mechanical injury accidents

表 4 挤压伤害事故致因路径识别过程

Table 4 Identification process of causal pathways in crush injury accidents

子节点	父节点	先验 概率/%	后验 概率/%	变化 量/%	R_Δ
	F_{51}	5	7	2	0.40
	F_{52}	4	4	0	0.00
	F_{53}	4	6	2	0.50
A_1	F_{54}	27	34	7	0.26
	F_{55}	19	31	12	0.63
	F_{56}	31	32	1	0.03
	F_{57}	9	6	-3	-0.33
	F_{43}	10	7	-3	-0.30
F_{55}	F_{48}	10	14	4	0.40
	F_{412}	12	20	8	0.67
	F_{35}	10	13	3	0.30
	F_{46}	1	2	1	1.00
F_{412}	F_{21}	66	71	5	0.08
	F_{21}	5	6	1	0.20

3 机械伤害事故靶向干预措施

3.1 靶向干预措施制定原则

传统的安全管理往往依赖于经验归纳和普适性的规章制度,在应对现代机械作业系统时,其针对性和资源利用效率略显不足。基于前述的致因机理差异化分析,提出数据驱动的靶向干预措施,其核心制定原则有二。首先是精准性原则,即干预措施的制定通过贝叶斯网络揭示出的、针对不同伤害类型的关键致因路径和高敏感性节点,以确保有限的安全资源能被精准地投向最关键的风险环节,实现对症

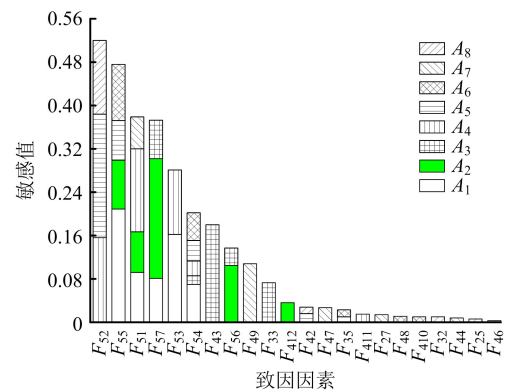


图 5 各伤害类型节点敏感性分析

Fig. 5 Sensitivity analysis of nodes for each injury type

下药。其次是系统性原则,所有干预措施的制定均遵循国际公认的人因工程控制层级思想^[19],按照“消除/替代→工程控制→管理控制→个体防护”的优先顺序,优先从系统设计的源头消除或降低风险。

此外,本文提出的靶向干预主要针对由数据揭示的高频、典型的事故路径,对于小概率、非典型的事故风险,仍需依赖健全的普适性安全管理体系,如完善的安全文化、标准化的操作流程等。因此,理想的安全管理是将靶向干预作为资源优化的重点,深

度融入常态化的管理体系中。

3.2 靶向干预措施

靶向干预是综合考虑组织、环境及人员等多维度因素,针对特定风险节点进行精准干预的系统性方法,已在交通、煤矿、校园安全、地铁施工等领域^[20-21]被证明行之有效。本文基于前述的制定原则,并以图4和5所揭示的关键致因路径为靶点,制定不同类型的机械伤害事故的靶向干预措施,具体的干预措施如表5所示。

表5 不同伤害类型靶向干预措施
Table 5 Targeted intervention measures for different injury types

伤害类型	靶向干预层级	干预节点	特性干预措施
A_1	不安全行为前提	F_{412} 、 F_{46}	工程控制:(1)对高噪声设备加装隔音罩;(2)增设与设备联锁的声光报警器或地面安全投影; 管理控制:(3)制定并强制执行标准化的手势沟通协议
	不安全监督层	F_{34}	工程控制:(1)完善危险区域的固定式防护罩;(2)在设备入口处设置醒目的、标准化的警示标志;
A_2	不安全行为前提	F_{410} 、 F_{412}	管理控制:(3)强化隐患排查治理,确保防护装置的完整性;(4)在安全培训中重点强调卷入风险和安全确认流程
	组织影响层	F_{24}	组织与资源:(1)保障安全投入,为特定岗位提供符合标准的防缠绕劳保品(如防静电、无绳绊的工作服);
A_3	不安全监督层	F_{33}	个体防护监督与改进:(2)严格劳保品佩戴的现场监督;(3)评估并改进可能导致缠绕的着装(如长发、宽松衣物)的系统性管理规定
	不安全行为前提	F_{43}	
A_4	不安全监督层	F_{34}	工程控制:(1)优化作业场所布局与动线,设置人车分流通道和物理隔离墩;(2)为移动设备加装防碰撞预警系统(如雷达、摄像头);
	不安全行为前提	F_{47} 、 F_{411}	管理控制:(3)加强对移动设备盲区风险的隐患排查与治理;(4)落实限速行驶和指定路线等交通安全管理措施
A_5	组织影响层	F_{25}	组织与规程:(1)健全安全巡查机制,明确地面油污、障碍物的即时清理责任;(2)完善操作计划安排;
	不安全监督层	F_{32} 、 F_{35}	现场管理:(3)加强现场巡查,及时纠正不安全状态(如地面湿滑);(4)实施行为观察与沟通,提醒员工关注脚下安全,防止注意力不集中
A_6	不安全行为前提	F_{42}	
	组织影响层	F_{23} 、 F_{27}	工程控制:(1)优先采用固定式防护或双手操作/联锁装置,将操作者与危险区隔离;(2)确保设备的安全功能符合标准且有效;
A_7	不安全监督层	F_{35}	管理控制:(3)完善安全规章,明确禁止拆除或短接安全装置的行为;(4)强化现场监督,及时制止违规绕过安全装置的行为
	不安全行为前提	F_{48}	
A_8	组织影响层	F_{23} 、 F_{27}	工程控制:(1)为高速旋转设备加装坚固有效的防护屏/罩;(2)采用有防护的卡盘、夹具;
	不安全行为前提	F_{47} 、 F_{49}	管理控制:(3)完善安全规章,并严格执行设备部件的定期检查与维护保养制度,防止因老化/缺陷导致部件飞出
A_8	组织影响层	F_{25}	组织与规程:(1)健全安全机构,完善手持切割工具的安全作业规程;
	不安全监督层	F_{32}	人员管理与培训:(2)加强对切割工具(如角磨机)安全使用与风险辨识的专项培训;(3)实施工作轮换或强制休息制度,防止由疲劳导致注意力下降
	不安全行为前提	F_{42}	

3.3 挤压伤害靶向干预措施例证

以高发的挤压伤害(A_1)为例,在企业建立长期、完善的普适性安全管理体系基础上,根据精准性原则,结合图 4(a)和图 5 所示的致因路径和高敏感性节点,针对关键致因路径,评估自动化上下料以消除人员进入需求,安装安全联锁装置以阻断危险接触,通过设备降噪与增设视觉警示来降低环境诱发因素,并最终通过强制隔离与配备防护装备来保护暴露人员;同时,针对敏感性分析结果,将减少不安全行为作为核心目标。在系统性层面,所有措施严格遵循人因工程控制层级以构建纵深防御。最高优先级是通过自动化作业实现消除与替代;次之是利用联锁装置与警示系统强化工程控制;再次是依靠严格的操作规程与重点巡查来夯实管理控制;最后,通过配备降噪通信耳机等装备落实个体防护。

4 结 论

(1)运用改进的 HFACS 模型与数据挖掘技术,分析多渠道获取的 340 份机械伤害事故调查报告,识别出人、机、环、管 4 个维度 34 项事故致因因素。

(2)以 8 种伤害类型为目标节点构建贝叶斯网络,敏感性分析结果表明,不安全行为层的致因因素影响最大,关键致因路径反映不安全行为是多种因素累积传递的集中表现。

(3)靶向干预措施结合本质安全设计和组织系统优化,构建对人为失误具备高容错性的内在安全系统,消除易致错条件来从根本上遏制风险,推动安全管理向主动预防和系统韧性提升转变。

(4)本文提出的靶向干预体现了消除错误的思想。但对于充满复杂性和不确定性的现代作业系统,仅消除已知的负面因素是不够的。未来需将靶向干预融入安全韧性建设之中,实现从不出错到出错了也能安全的范式演进。同时,本文基于历史数据揭示了机械伤害事故的相关性结构,但静态分析范式难以捕捉事故作为动态复杂系统涌现的内在机理。未来应从事后归因向事前预警转型,以期洞察并驾驭风险的动态本质。

参考文献 (References):

[1] SHRESTHA P P, SHRESTHA K, BECERRA E. Types and factors affecting injury rates of mechanical contractors [J]. *Work*, 2018, 61(1): 135–148.

[2] IMAM M, BAÏNA K, TABII Y, et al. The future of mine safety: a comprehensive review of anti-collision systems based on computer vision in underground mines [J].

Sensors, 2023, 23(9): 4294.

[3] 梅楠. 我国制造业机械伤害事故特征及原因分析[J]. *现代职业安全*, 2023(6): 64–67.

MEI N. Characteristics and causes analysis of mechanical injury accidents in China's manufacturing industry [J]. *Modern Occupational Safety*, 2023(6): 64–67.

[4] LEVENSON N G. *Engineering a safer world: Systems thinking applied to safety* [M]. Cambridge: The MIT Press, 2016.

[5] 罗熙, 苏世标. 冶金和机械制造业职业伤害事故及干预措施研究进展[J]. *中国职业医学*, 2024, 51(1): 99–104.

LUO X, SU S B. Research progress on occupational injury accidents and intervention measures in the metallurgical and mechanical manufacturing industries [J]. *China Occupational Medicine*, 2024, 51(1): 99–104.

[6] 刘全龙, 彭雨蒙, 赵盼, 等. 基于 HFACS 模型的制造企业机械伤害事故致因分析[J]. *中国安全科学学报*, 2023, 33(3): 51–59.

LIU Q L, PENG Y M, ZHAO P, et al. Analysis of causes of mechanical injury accidents in manufacturing enterprises based on HFACS model [J]. *China Safety Science Journal*, 2023, 33(3): 51–59.

[7] HOLLNAGEL E. *Safety – I and safety – II: the past and future of safety management* [M]. London: CRC Press, 2018: 171–172.

[8] CONKLIN T. *Pre-accident investigations: an introduction to organizational safety* [M]. London: CRC Press, 2019.

[9] 吕千, 傅贵. 事故调查报告中心事故原因分析的改进: 基于企业事故案例学习视角[J]. *中国安全生产科学技术*, 2021, 17(10): 172–178.

LÜ Q, FU G. Improvement of cause analysis in accident investigation reports: a perspective of enterprise accident cases learning [J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2021, 17(10): 172–178.

[10] PATTERSON J M, SHAPPELL S A. Operator error and system deficiencies: analysis of 508 mining incidents and accidents from Queensland, Australia using HFACS[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2010, 42(4): 1379–1385.

[11] 霍小森, 杜爽, 谭琪麟, 等. 基于数据驱动贝叶斯网络的地铁施工事故致因差异化分析[J]. *铁道科学与工程学报*, 2025, 22(4): 1802–1814.

HUO X S, DU S, TAN Q L, et al. Differential analysis of causes of subway construction accidents based on data-driven Bayesian networks [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2025, 22(4): 1802–1814.

[12] 栗婧, 蔡忠杰, 任远, 等. HFACS – MI 改进模型在危险化学品仓储事故人因分析中的应用[J]. *安全与环境学报*, 2024, 24(3): 1052–1060.

LI J, CAI Z J, REN Y, et al. Application of HFACS – MI improved model in human factor analysis of hazardous chemicals storage accidents [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2024, 24(3): 1052–1060.

- [13] ZHANG M Y, ZHANG D, GOERLANDT F, et al. Use of HFACS and fault tree model for collision risk factors analysis of icebreaker assistance in ice-covered waters [J]. *Safety Science*, 2019, 111: 128–143.
- [14] XIA N N, ZOU P X W, LIU X, et al. A hybrid BN–HFACS model for predicting safety performance in construction projects [J]. *Safety Science*, 2018, 101: 332–343.
- [15] CHEN Q Q, TIAN Z, LEI T, et al. An association rule mining model for evaluating the potential correlation of construction cross operation risk [J]. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 2023, 30 (10): 5109–5132.
- [16] YU Q, TEIXEIRA Â P, LIU K Z, et al. An integrated dynamic ship risk model based on Bayesian networks and evidential reasoning [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 216: 107993.
- [17] 田延飞, 何琪, 滑林, 等. 海上船舶碰撞事故关联规则挖掘及致因分析[J/OL]. *安全与环境学报*: 1–8 [2025–07–11]. <https://doi.org/10.13637/j.issn.1009-6094.2024.2230>.
TIAN Y F, HE Q, HUA L, et al. Association rule mining and causal analysis of maritime ship collisions[J/OL]. *Journal of Safety and Environment*: 1–8 [2025–07–11]. <https://doi.org/10.13637/j.issn.1009-6094.2024.2230>.
- [18] XIE X C, SHU X M, FU G, et al. Accident causes data-driven coal and gas outburst accidents prevention: Application of data mining and machine learning in accident path mining and accident case-based deduction [J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2022, 162: 891–913.
- [19] Center for Disease Control and Prevention. About hierarchy of controls [EB/OL]. [2025–08–04]. <https://www.cdc.gov/niosh/hierarchy-of-controls/about/index.html>.
- [20] NGUYEN-PHUOC D Q, MAI N X, OVIEDO-TRESPALACISO O. Not the same: How delivery, ride-hailing, and private riders' roles influence safety behavior[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2024, 208: 107762.
- [21] TONG R P, ZHANG Y W, YANG Y Y, et al. Evaluating targeted intervention on coal miners' unsafe behavior [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2019, 16(3): 422.

Data-driven analysis of mechanical injury accident causation: a differentiated approach

LI Xin¹, WANG Leyao^{1,2}, WEI Zongshuai¹, TONG Ruipeng¹

(1 School of Emergency Management and Safety Engineering, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China;

2 Future of Work Institute, Curtin University, Perth WA 6000, Australia)

Abstract: Mechanical injury accidents continue to pose a significant challenge to occupational safety, yet the variability in their causation mechanisms across different types of injuries remains underexplored. This study aims to address this gap by conducting a differentiated analysis of accident causation. Utilizing a comprehensive dataset of 340 mechanical injury accident investigation reports from China spanning 2003 to 2023, this research first applies an enhanced Human Factors Analysis and Classification System (HFACS) framework. Tailored to the specific context of industrial worksites, this framework systematically examines factors such as cross-organizational dynamics and particular human-machine interfaces, identifying 34 key causal factors distributed across five hierarchical levels. Subsequently, the Apriori algorithm is employed to mine strong association rules among these factors, providing an objective and data-driven foundation for understanding their interactions. Building on this analysis, a Bayesian Network (BN) model is constructed to map the complex probabilistic relationships within the accident causation system. Through backward inference and sensitivity analysis, the study reveals that distinct injury types are driven by significantly different key causal pathways, highlighting substantial heterogeneity in the mechanisms behind accidents. This analysis uncovers unique etiological signatures for each injury type, demonstrating that the architecture of failure is far from uniform. While unsafe acts were identified as the most sensitive factors directly contributing to accidents, the pathway analysis confirms that these acts are often the final manifestation of upstream systemic failures at the organizational, supervisory, and environmental precondition levels. This pivotal finding advocates for a paradigm shift away from an individual blame perspective towards a more systemic approach. Based on these differentiated insights, this study proposes targeted intervention measures aligned with the hierarchy of controls for each specific injury type. This approach, which combines data-driven specificity with the principles of inherently safer design, transcends one-size-fits-all solutions. It offers a more precise and efficient paradigm for safety management, ultimately aiming to significantly enhance safety performance in the machinery sector by addressing the systemic roots of accidents.

Key words: safety engineering; human factors analysis and classification system; mechanical injury accidents; Bayesian network model; association rule mining; accident causation; targeted intervention