

中文引用格式:王丹,潘祥莲. 基于 GWO-RF 的建筑施工安全事故预测模型[J]. 中国安全科学学报,2025,35(10):75-81.

英文引用格式:WANG Dan,PAN Xianglian. Construction safety accident prediction model based on GWO-RF[J]. China Safety Science Journal,2025,35(10):75-81.

基于 GWO-RF 的建筑施工安全事故预测模型^{*}

王丹 教授, 潘祥莲

(辽宁工程技术大学 工商管理学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

中图分类号:X948

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.10.0630

基金项目:辽宁省教育厅人文社科基金资助(JYTMS20230827)。

【摘要】 为减少建筑施工安全事故的发生,利用关联规则揭示事故关联机制,并融合优化后的随机森林(RF),预测事故发生情况。首先,以 24Model 为理论依据,提取 388 份建筑施工安全事故案例报告的致因因素;然后,采用 Apriori 算法挖掘事故致因因素之间的相互关联作用路径;最后,利用灰狼优化算法(GWO)优化 RF 的超参数,构建 GWO-RF 建筑施工安全事故预测模型,并对事故致因因素进行特征重要性排序。结果表明:不安全行为、组织成员的安全能力、安全管理体系以及安全文化元素构成强相关条件组合;GWO 能够有效优化 RF 的超参数,优化后建立的建筑施工安全事故预测模型(GWO-RF)预测准确率高达 93.2%;特征重要性排序显示:安全教育培训对建筑施工安全事故预测的影响最大,权重为 10.5%,安全融入管理、安全生产规章制度、安全生产责任制度是影响建筑施工安全事故预测的重要因素,其权重依次为 7.5%、7%、6%。

【关键词】 灰狼优化算法(GWO); 随机森林(RF); 建筑施工安全事故; 预测模型; 关联规则

Construction safety accident prediction model based on GWO-RF

WANG Dan, PAN Xianglian

(College of Business Administration, Liaoning Technical University,
Huludao Liaoning 125105, China)

Abstract: In order to reduce the occurrence of building construction safety accidents, association rules were used to reveal the mechanism of accident association, and the optimized RF was fused to predict the occurrence of accidents. First, the causal factors of 388 case reports of construction safety accidents were extracted using 24Model as the theoretical basis. Then, Apriori algorithm was used to excavate the interrelated action paths between the accident causal factors. Finally, hyper-parameters of RF were optimized using GWO algorithm, and the GWO-RF prediction model of construction safety accidents was constructed. And the accident causal factors were the characteristic importance ranking was carried out. The results show that: unsafe behavior, safety ability of organization members, safety management system and safety culture elements constitute a combination of strong correlation conditions. GWO can effectively optimize the hyper-parameters of RF, and prediction accuracy of the optimized GWO-RF model is as high

* 文章编号:1003-3033(2025)10-0075-07; 收稿日期:2025-05-17; 修稿日期:2025-07-20

** 通信作者:潘祥莲(1999—),女,云南玉溪人,硕士研究生,研究方向为工程与项目管理。E-mail:18608775953@163.com。

as 93.2%. The characteristic importance ranking shows that: safety education and training have the greatest influence on the prediction of construction safety accidents, with a weighting of 10.5% and a weighting of 10.5%. The importance ranking of features shows that: safety education and training has the greatest influence on the prediction of building construction safety accidents, with a weight of 10.5%. And safety integration management, safety production rules and regulations, and safety production responsibility system are the important factors affecting the prediction of building construction safety accidents, with weights of 7.5%, 7%, and 6%, in that order.

Keywords: gray wolf optimization (GWO); random forest (RF); construction safety accidents; prediction model; association rules

0 引言

截至 2023 年,我国建筑业总产值达到 31.59 万亿元,同比增幅达 5.8%^[1]。然而,随着施工规模扩张和施工现场环境愈发复杂,建筑施工安全事故时常发生,给安全管理工作带来更多挑战^[2]。因此,建筑施工安全事故的预测成为亟需解决的课题。

目前,建筑施工安全事故的研究主要围绕 2 个方面展开。其一是事故致因关联分析,况宇琦等^[3]利用多层次、多维度关联规则改进算法,深入挖掘了塔吊事故的属性及原因;叶勇军等^[4]利用 Apriori 算法结合贝叶斯推理,提升了塔吊事故推理的效率和准确性。其二是事故预测研究,赵挺生等^[5]基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法,构建了施工升降机风险预测模型;ZERMANE 等^[6]基于随机森林(Random Forest, RF)算法,构建了高处坠落事故预测模型,实现了对 4 类影响因素的预测;FENG Tugen 等^[7]提出一种改进的人工蜂群-RF(Improved Artificial Bee Colony-RF, IABC-RF)模型,用于预测邻近基坑开挖引起的隧道变形;HE Biao 等^[8]利用 3 种元启发式算法优化 RF,实现了隧道超挖量的准确预测。尽管上述研究成果推动了建筑施工安全事故预测的发展,但仍存在一定局限性,关联规则挖掘算法虽能够揭示事故致因之间的关联关系,但无法直接用于构建预测模型;同时, SVM 算法在预测建筑施工安全事故时,计算复杂度较高且对参数设置较为敏感;RF 算法具有较强解释力但其超参数选择问题限制了其进一步应用。目前,已有研究尝试采用元启发式算法优化 RF,但其多应用于其他类型事故领域,尚未见将此类算法应用于构建建筑施工安全事故预测模型的研究。

鉴于此,笔者拟采用关联规则挖掘算法,揭示各致因因素之间的耦合作用和强关联关系;在此基础上,选择计算复杂度低于 SVM 算法的 RF 算法构建

预测模型,利用灰狼优化算法(Grey Wolf Optimization, GWO)全局搜索与优化 RF 的超参数,构建基于 GWO 优化 RF 的建筑施工安全事故预测模型(简称 GWO-RF 模型),以期有效预测建筑施工安全事故,并解决现有方法在模型构建、计算复杂度和参数优化方面的局限性。

1 预测模型相关算法原理

1.1 关联规则算法

关联规则挖掘包括 Apriori、Eclat 和频繁模式增长(Frequent Pattern Growth, FP-Growth)3 种算法,以 Apriori 算法最为常用。在事故分析领域, Apriori 主要通过计算支持度 S 、置信度 C 和提升度 L 挖掘事故致因因素与事故发生情况之间的关联关系^[9]:

$$S(X \rightarrow Y) = \frac{|X \cup Y|}{|D|} \quad (1)$$

$$C(X \rightarrow Y) = \frac{|X \cup Y|}{|X|} \quad (2)$$

$$L(X \rightarrow Y) = \frac{C|X \rightarrow Y|}{|Y|} \quad (3)$$

式中: X 为事故致因因素; Y 为事故发生; D 为总的事故数据集。

1.2 RF 算法

RF 由多个决策树组成,通过随机样本和特征训练决策树,在此基础上组合树的预测效果提高分类性能。RF 能有效防止过拟合,对于建筑施工安全事故这类多因素、非线性变量的预测表现出较高的准确性和鲁棒性^[10]。

1.3 基于 GWO 的参数寻优

GWO 是根据灰狼的群体领导和狩猎行为提出的元启发式算法,在灰狼种群中有 4 个类似金字塔的等级: α 、 β 、 δ 和 ω 。其中, α 、 β 、 δ 狼通过模拟灰狼追捕猎物的行为来引导解的更新,而 ω 狼则通过跟

踪这些领导者来改善自己的解^[11]。

2 GWO-RF 预测模型构建及事故致因因素提取

2.1 GWO-RF 预测模型构建

构建 GWO-RF 模型,步骤如下:①设定 RF 中决策树的数量和决策树最大深度的参数范围;②对灰狼种群进行群体初始化并确定适应度函数,计算 α_1 、 β_1 、 δ_1 的初始解;③进行迭代循环,根据当前初始解位置,更新每个狼的新位置;④判断迭代次数是否达到最大,若未达到最大值,则再计算适应度值以更新灰狼的位置,如此往复循环,直至满足最佳终止条件,构建 GWO-RF 模型,并进行模型训练及评估。

2.2 预测模型性能评估指标

以准确率 A 、精确率 P 、召回率 R 以及 F_1 分数作为预测模型的评价指标,各指标计算公式如下:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{4}$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{5}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{6}$$

$$F_1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \tag{7}$$

式中:TP (True Positive) 为对事故发生情况预测无误的案例数;TN (True Negative) 为对事故未发生情况预测无误的案例数;FP (False Positive) 为对事故未发生情况预测有误的案例数;FN (False Negative) 为对事故发生情况预测有误的案例数。

2.3 数据来源与处理

从中华人民共和国应急管理部、各省应急管理部和安全管理网等官方网站收集我国 2014—2023 年间发生的建筑施工安全事故案例,摘录事故名称、时间、地点、原因、后果,得到事故报告 420 份,剔除信息不全的报告,最终得到 388 份完整的样本,并对数据作清洗、整合、转换、编码等预处理。

2.4 事故致因因素提取

24 Model 相较于系统论事故过程致因模型 (System-Theoretic Accident Modeling and Processes, STAMP)、损失致因模型 (Loss Causation Model, LCM) 等模型,能够关联各因素且对事故致因进行更深层次、更加精确的分析^[12-13]。因此,文中基于 24 Model,通过文献梳理并结合已有数据库的实际样本,提出 38 个建筑施工安全事故致因因素,见表 1。

表 1 建筑施工安全事故致因因素

Table 1 Factors contributing to construction safety accidents

直接原因	人的不安全行为	不按照操作规程佩戴安全绳、安全帽等 A_1	间接原因	安全知识不足 C_1
		违规操作 A_2		安全意识不高 C_2
		冒险作业 A_3		安全习惯不良 C_3
		工人无相关资质 A_4		生理状态不佳 C_4
		操作失误 A_5		心理状态不佳 C_5
		擅自闯入危险区域作业 A_6	根本原因	安全管理制度缺乏 D_1
		未对作业环境进行辨识和安全评估 A_7		无安全技术交底或术交底不到位 D_2
	物的不安全状态	未进行施工监督检查 A_8		安全作业制度不合格或缺乏 D_3
		未消除安全隐患 A_9		建筑企业无施工资质 D_4
		误触摸触电 A_{10}		安全生产组织机构不健全 D_5
		酒后作业 A_{11}		施工组织设计方案缺失或不合格 D_6
		安全防护设施缺乏或损坏 B_1	根源原因	安全操作规程缺失 D_7
		设备存在缺陷 B_2		安全的重要程度认识不到位 E_1
		作业环境恶劣 B_3		安全主体责任落实不到位 E_2
		未设置安全标识、警示装置 B_4		安全管理部门作用认识不足 E_3
		材料存在缺陷 B_5		安全培训不到位 E_4
		临时结构稳定性不足 B_6		事故预防理念欠缺 E_5
		设备固定失效或突然动作 B_7		安全融入管理理解不足 E_6
		作业空间受限 B_8		安全取决于安全意识理念欠缺 E_7

3 GWO-RF 预测模型验证

3.1 多重共线性分析

多重共线性易削弱模型的预测能力^[14], Spearman 等级相关系数具有较强的鲁棒性,适用于分析呈非正态分布的建筑安全事故致因数据,其计算公式如下:

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{N(N^2 - 1)} \quad (8)$$

式中: N 为致因因素的数量; d_i 为 2 个变量之差的绝对值。

应用 Ward linkage 聚类方法分层聚类 Spearman 等级相关系数^[15],得到致因因素之间的相关关系,如图 1 所示。查阅 Spearman 等级相关系数临界值表^[16]可知:当相关系数大于 0.321 时,认为 2 个致因因素之间存在相关关系。多重共线性分析结果表明:38 个致因因素中,绝大多数因素的 Spearman 等级相关系数小于 0.321,如 A_1 与 A_2 、 A_3 、 A_4 之间的 Spearman 等级相关系数值分别为 0.10、0.30、0.05,均未超过阈值。因此,可确认各子系统致因因素之间的线性关系不显著,轻微的复共线性不影响后续预测模型的性能。

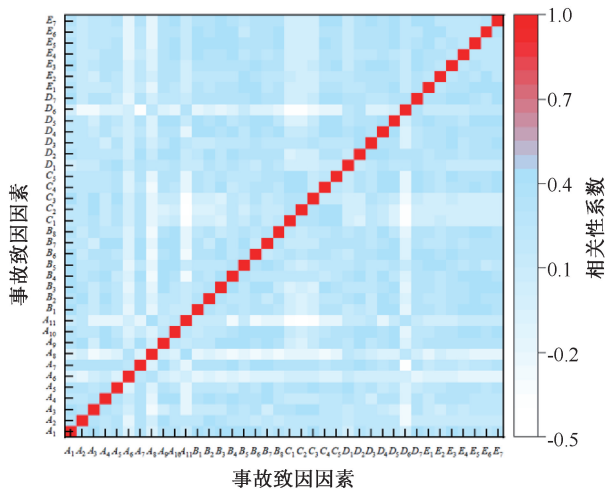


图 1 致因因素 Spearman 相关系数热
Fig.1 Spearman correlation coefficient
heat of causal factors

3.2 关联规则结果分析

结合 38 项致因因素,使用 Apriori 算法挖掘建筑施工安全事故致因因素之间的强关联关系。以事故致因因素作为前项,建筑施工安全安全事故作为后项,挖掘关联规则。通过不断调整支持度与置信

度阈值,确定最小条件支持度为 10%,最小置信度为 80%,在此参数下,共挖掘到 448 条关联规则;进一步分析后删除因果关系颠倒、不合理或间接的规则,保留 190 条强关联规则,排名前 10 的关联规则见表 2。

表 2 建筑施工安全事故致因排名前 10 关联规则集合
Table 2 Collection of top ten association rules for
causes of construction safety accidents

关联规则	支持度	置信度	提升度
$\{A_1, A_3, D_1, C_2\} \geq F$	11.613	88.889	2.505
$\{A_1, E_6, C_2, C_6\} \geq F$	10.968	88.235	2.486
$\{A_7, A_1, D_3, C_6\} \geq F$	10.323	87.500	2.465
$\{A_1, D_1, D_3, C_1\} \geq F$	14.839	86.957	2.415
$\{A_1, D_1, D_3, C_2, C_6\} \geq F$	13.548	85.714	2.395
$\{A_4, A_1, C_3, C_2\} \geq F$	12.903	85.000	2.385
$\{A_1, E_5, C_1, C_3, C_6\} \geq F$	12.258	84.211	2.372
$\{A_1, D_1, C_3, C_1\} \geq F$	16.122	84.000	2.367
$\{A_7, A_1, C_3\} \geq F$	11.612	83.333	2.348
$\{D_2, A_1, C_1, C_2, C_6\} \geq F$	10.967	82.353	2.328

通过分析规则前后项发现, A_1 、 A_3 、 D_1 、 C_2 与建筑施工安全事故的发生有最强的关联关系,此规则能解释 11.613% 的建筑施工安全事故案例,在此条规则下,发生建筑施工安全事故的可能性为 88.889%。此外,人的不安全行为(A_1 、 A_3 、 A_4 、 A_7)、组织成员的安全能力(C_2 、 C_3 、 C_6)、安全管理体系(D_1 、 D_3)以及安全文化元素(E_6)构成建筑施工安全事故发生的强关联条件,进一步验证了与其他事故致因模型对比利用 24 Model 提取事故致因因素的合理性。

可视化分析关联规则如图 2 所示,其中各致因之间连线的粗细表示关联规则的强弱。从图 2 中可以看出,对于建筑施工安全事故发生情况 F 来说, A_1 、 C_1 、 C_2 、 D_1 、 E_1 规则强度较强,而 A_3 、 A_4 、 A_7 、 E_2 、 E_4 等构成的规则相对较弱。对于强关联的致因因素,出现此类因素即代表易发生建筑施工安全事故,需要加以管理和预防;对于弱关联性的致因,尽管其单独影响较小,但在多种致因因素共同作用时,强关联因素会同时出现,因此,其出现情况可作为预测建筑施工安全事故的有效判据。

3.3 基于 GWO 的 RF 预测结果

以关联规则挖掘出的强关联规则作为输入,以建筑施工安全事故发生情况作为输出,利用 GWO 搜索 RF 的最优参数并拟合训练数据,最终构建最优 GWO-RF 建筑施工安全事故预测模型。GWO 搜索结果表明:当决策树个数为 120,最大深度为 54,

最小分裂样本数为 5 时,所构建的 GWO-RF 预测模型预测精度最高,约为 93.2%,具体参数见表 3。

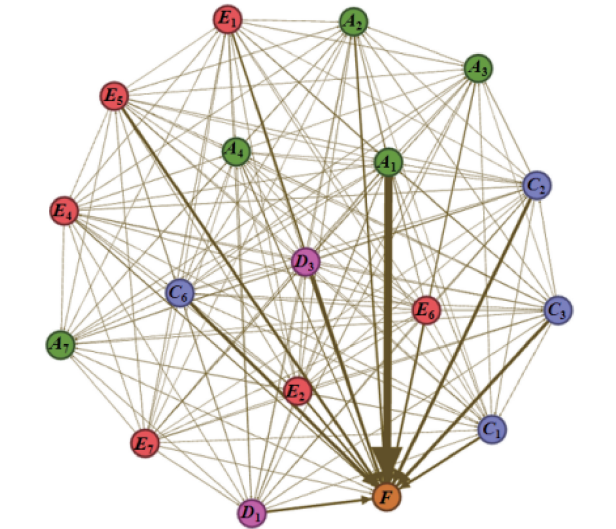


图 2 强关联规则可视化网络

Fig. 2 Network diagram for visualization of strong association rules

表 3 基于 GWO 搜索的 RF 最优模型参数
Table 3 Optimal model parameters for RF based on GWO search

参数	名称	数值
n_estimators	决策树个数	120
random_state	随机种子	0
min_samples_split	最小分裂样本数	5
min_samples_split	最小叶子节点样本数	1
max_features	单个决策树最大特征值	3
min_impurity_decrease	最小分裂不纯度	0.01

不同模型的混淆矩阵如图 3 所示。由图 3d 可知:在 GWO-RF 模型中,非对角线的元素均为 0,表明训练样本中所有的事故情况均分类正确,从而说明所建立的 GWO-RF 模型在建筑施工安全事故预测方面具有良好的性能。

为进一步体现使用 GWO 优化 RF 的优势,首先将 GWO-RF 模型与未经优化的 RF 模型进行对比;其次,利用 GWO 对其他 3 种经典机器学习算法进行优化,包括多层感知机 (Multilayer Perceptron, MLP)、决策树 (Decision Tree, DT) 与人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN),并将优化结果与 GWO-RF 预测模型进行对比。为防止过拟合,进行三重交叉验证,最终得到了各模型下的平均指标,结果见表 4。

试验结果表明:当测试集占比为 20%,即测试集为 38 份时,GWO-RF 模型的各评价指标比未优化

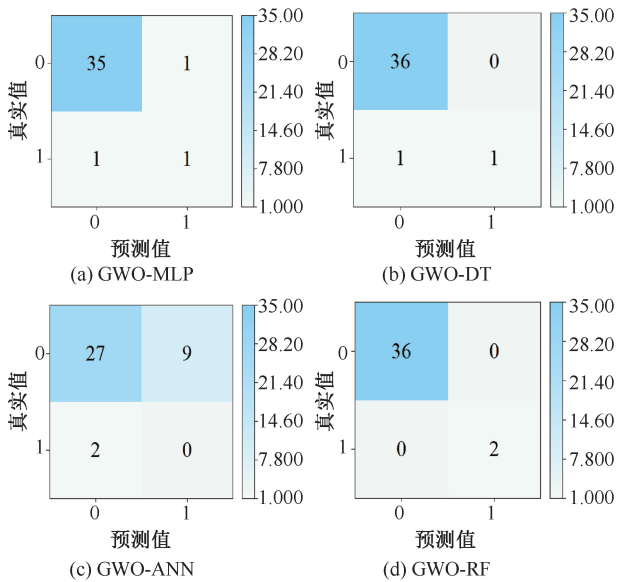


图 3 不同模型的混淆矩阵

Fig. 3 Confusion matrix for different models

表 4 不同模型对建筑施工安全事故预测的评价指标
Table 4 Evaluation indexes of different models for prediction of building safety accidents

模型	A	P	R	F ₁
RF	0.707	0.776	0.707	0.712
GWO-MLP	0.735	0.907	0.735	0.803
GWO-DT	0.884	0.921	0.884	0.917
GWO-ANN	0.716	0.873	0.716	0.767
GWO-RF	0.923	0.934	0.923	0.921

的 RF 模型均显著上升,表明 GWO 能够有效优化 RF。综合对比 4 种模型在建筑施工安全事故预测中的表现,GWO-RF 模型在精度和拟合效果等方面均优于其他 3 种模型,具有更高的参考价值。

由图 3 可知:①在 GWO-MLP、GWO-DT 模型中,部分实际发生的事故被误分类成未发生的事故;在 GWO-ANN 模型中,9 个实际未发生的事故被误判为已发生的事故;GWO-RF 模型在预测事故发生与否时分类准确度最高;②GWO-RF 模型的混淆矩阵布局表明,建筑施工安全事故是否发生的结果更集中在对角线上。为量化各致因因素对 GWO-RF 模型预测性能的影响,绘制致因因素的特征重要度排序图,如图 4 所示。图 4 中,横坐标表示各致因因素在模型中的权重系数均值,纵坐标表示建筑施工安全事故的致因,条形长度越长表明该因素对建筑施工安全事故预测的影响越大。从计算结果来看,E₄、E₆、D₁、D₃ 等因素的特征值较大,权重系数依次为 10.5%、7.5%、7%、6%。因此,在实际安全管理中,应特别关注以上因素,确保培训和管理的有效

性,以减少事故的发生。

在所有致因因素中, E_4 对建筑施工事故预测的影响最大,这与关联规则分析的推论一致,即关联性较弱的致因因素对建筑施工安全事故的预测起关键作用。结合相关事故案例可知,安全培训不到位主要表现在 2 个方面:一是未展开实质性的安全培训;二是培训方式单一,仅通过宣读安全规章而未对工人进行考核。前者直接导致了工人安全知识匮乏,

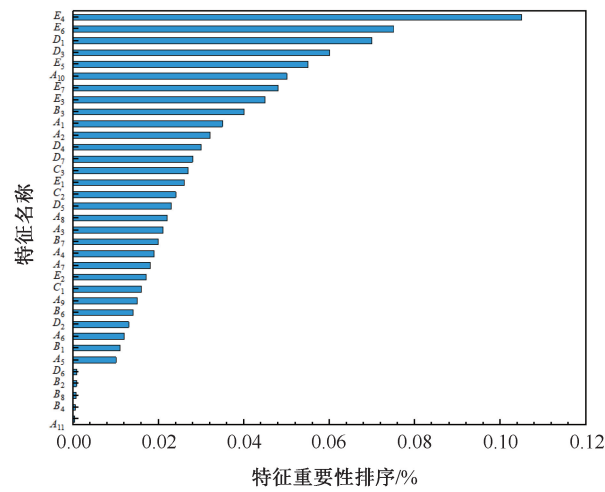


图 4 建筑施工安全事故致因因素特征重要性排名
Fig. 4 Ranking of importance of characteristics of factors contributing to construction safety accidents

施工过程中易采取错误的操作方法并且实施不安全行为;后者则缺乏针对性和实践性培训,工人难以将安全规则内化为安全行为,从而在施工过程中仍然容易出错,增加了建筑施工安全事故发生的风险,易使安全管理工作陷入困境。

4 结 论

1) 通过 Apriori 算法挖掘到建筑施工安全事故的强关联规则,经过可视化网络解析,发现多数事故的发生是人为因素和组织因素共同作用的结果,弱关联致因因素可作为预测事故的有效判据。

2) 基于 GWO-RF 构建的建筑施工安全事故预测模型准确率为 93.2%,相比之下,GWO-MLP、GWO-DT、GWO-SVM 以及未经优化的 RF 的准确率分别为 73.5%、88.4%、71.6% 和 70.7%,这一结果不仅证实了 GWO-RF 的预测性能优于其他 3 种模型,也进一步表明 GWO 可以有效优化 RF。

3) 致因因素的特征重要性排序结果表明:安全培训对建筑施工安全事故的预测影响最大,此外,安全融入管理理解、安全生产规章制度、安全生产责任制度也是影响建筑施工安全事故预测的重要因素。

4) 基于 GWO-RF 的预测模型框架仅在建筑施工安全事故文本报告中得到验证,其在其他领域的应用尚需进一步研究加以验证。

参 考 文 献

[1] 国家统计局. 中国统计年鉴[EB/OL]. [2024-06-20]. <https://www.stats.gov.cn/sj/ndsj/2023/indexch.htm>.

[2] TIXIER A J P, HALLOWELL M R, RAJAGOPALAN B. Construction safety risk modeling and simulation[J]. Risk Analysis, 2017,37(10):1 917-1 935.

[3] 况宇琦,赵挺生,蒋灵,等. 塔式起重机事故案例关联规则挖掘与分析[J]. 中国安全科学学报,2021,31, 31(7): 137-142.

KUANG Yuqi, ZHAO Tingsheng, JIANG Ling, et al. Mining and analysis of association rules in tower crane accident cases[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(7): 137-142.

[4] 叶勇军,张笑语,张英朋. 塔吊作业事故关联规则挖掘及贝叶斯建模分析[J]. 安全与环境学报,2024,24(2): 610-616.

YE Yongjun, ZHANG Xiaoyu, ZHANG Yingpeng. Tower crane operation accident association rule mining and Bayesian modeling analysis[J]. Journal of Safety and Environment, 2024, 24(2): 610-616.

[5] 赵挺生,庞奇志,姜雯茜. 基于数据库与支持向量机的施工升降机安全风险预测[J]. 中国安全科学学报,2021, 31(4): 11-17.

ZHAO Tingsheng, PANG Qizhi, JIANG Wenxi. Safety risk prediction of construction elevator based on database and SVM[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(4): 11-17.

[6] ZERMANE A, TOHIR M Z M, ZERMANE H, et al. Predicting fatal fall from heights accidents using random forest classification machine learning model[J]. Safety Science, 2023, 159: DOI:10. 1016/j. ssci. 2022. 106023.

[7] FENG Tugen, WANG Chaoran, ZHANG Jian, et al. An improved artificial bee colony-random forest (IABC-RF) model

for predicting the tunnel deformation due to an adjacent foundation pit excavation[J]. *Underground Space*,2022, 7(4): 514–527.

[8] HE Biao, ARMAGHANI D J, LAI S H. Assessment of tunnel blasting-induced overbreak: a novel metaheuristic-based random forest approach [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2023, 133: DOI: 10.1016/j. tust. 2022. 104979.

[9] XU Ruihua, LUO Fan. Risk prediction and early warning for air traffic controllers’ unsafe acts using association rule mining and random forest[J]. *Safety Science*, 2021, 135: DOI:10. 1016/j. ssci. 2020. 105125.

[10] ZHAO W, SÁNCHEZ N, LU H, et al. A spatial downscaling approach for the SMAP passive surface soil moistureproduct using random forest regression[J]. *Journal of Hydrology*, 2018,563:1 009–1 024.

[11] MURO C, ESCOBEDO R, SPECTOR L, et al. Wolf-pack (Canis lupus) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations[J]. *Behavioural Processes*, 2011, 88(3):192–197.

[12] 傅贵,陈奕燃,许素睿,等. 事故致因“2-4”模型的内涵解析及第 6 版的研究[J]. *中国安全科学学报*,2022,32(1): 12–19.

FU Gui,CHEN Yiran,XU Surui,et al. Detailed explanations of 24Model and development of its 6th version[J]. *China Safety Science Journal*, 2022,32(1): 12–19.

[13] FU Gui,XIE Xuecai, JIA Qingsong,et al. The development history of accident causation models in the past 100 years: 24Model, a more modern accident causation model-ScienceDirect [J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2020, 134:47–82.

[14] BENI G, WANG Jing. Swarm intelligence in cellular robotic systems[C]//*Robots and biological systems: towards a new bionics?*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1993: 703–712.

[15] 刘胜威,彭代亮,陈俊杰,等. 基于 Sentinel-2 影像的冬小麦收获面积测算[J]. *遥感技术与应用*,2023,38(3): 544–557.

LIU Shengwei, PENG Dailiang, CHEN Junjie, et al. Estimation of winter wheat harvesting area based on sentinel-2 images[J]. *Remote Sensing Technology and Application* 2023, 38(3): 544–557.

[16] SPEARMAN 等级相关系数临界值表[EB/OL]. [2025-03-19]. <https://www.docin.com/p-1172143802>.html.

作者简介： 王 丹 （1978—），女，辽宁铁岭人，博士，教授，博士生导师，主要从事安全与应急管理、工程可持续发展等方面的研究。E-mail:wd-wangdan@163.com。