

Cranes accident pattern mining and prevention strategy based on big data analysis

Yu Fang Geng Chen Zhishan Tang

Huadian Electric Power Research Institute Co., Ltd., Hangzhou, Zhejiang, 310030, China

Abstract

This paper addresses the frequent accident issues during crane operation by constructing an accident pattern recognition and risk prevention path based on big data analysis to enhance accident warning and decision support capabilities. Based on multi-source accident data, this paper extracts structured information and conducts cleaning and preprocessing. It combines clustering algorithms to classify accident types and uses association rule models to identify high-frequency causal combinations leading to accidents. The paper constructs risk scenarios and corresponding prevention strategies based on the mining results, designing a real-time monitoring and dynamic warning system. The article verifies that accident pattern analysis driven by big data significantly improves crane operation safety.

Keywords

crane; big data analysis; accident mode; prevention strategy

基于大数据分析的起重机事故模式挖掘与预防策略

方瑜 陈庚 唐志山

华电电力科学研究院有限公司, 中国·浙江 杭州 310030

摘要

本文面向起重机运行过程中的高发事故问题, 构建基于大数据分析的事故模式识别与风险防控路径来提升事故预警与决策支持能力。本文以多源事故数据为基础, 提取了结构化信息后开展清洗与预处理, 结合了聚类算法实现事故类型划分, 并借助关联规则模型识别事故发生的高频因果组合。本文针对挖掘结果构建了风险场景与对应防控策略, 设计实时监测与动态预警系统。文章验证了大数据驱动下的事故模式分析对于提升起重机运行安全具有显著意义。

关键词

起重机; 大数据分析; 事故模式; 预防策略

1 引言

起重机作为高强度、高频次作业的重要设备, 其事故频发问题长期制约施工安全管理水平提升。事故类型呈现出多样化、链条化的特征, 传统定性分析方法在识别事故成因规律和构建动态预防机制方面存在明显局限。数据密集型工业场景下积累的大量运行与故障数据为事故模式识别与风险防控提供了新的思路。对事故数据进行系统清洗与建模处理, 挖掘其中潜在的关联结构, 有助于形成更具预测性和场景适配能力的预警策略, 从而推动起重机本体安全与作业系统智能化水平的协同提升。

2 起重机事故数据采集与处理

2.1 事故数据来源特征分析

起重机作业过程中涉及大量动态数据, 这些数据构成事故分析的重要基础。主要来源于结构健康监测系统、日常运维记录平台、事故现场复盘数据与远程视觉系统^[1]。结构化数据如载荷传感器输出、电气参数变化、钢丝绳应变与液压油温等, 具有时间标记清晰、数值属性完整等特点, 是事故识别模型的主要输入变量。非结构化图像与语音记录数据需借助图像识别或语义解析工具实现转码, 以提取事件场景中起重机状态变化的信息特征。实际运行中, 各类数据的结构复杂度和记录密度不一, 对数据融合处理能力提出较高要求。为了体现起重机数据体系的组成结构, 表1列出了主要数据类型的字段数量、每日数据体量与存储格式, 用于评估不同数据在建模过程中的适用性。

【作者简介】方瑜(1990-), 男, 中国浙江龙游人, 本科, 高级工程师, 从事特种设备安全研究。

表 1 起重机运行监测数据来源结构与存储特征

数据类型	字段数量	单日数据量(条)	存储格式
传感器数据	22	86400	CSV
巡检记录	8	12	XML
视频截图数据	4	17280	JPEG
操作日志	10	200	JSON

2.2 数据清洗与预处理方法

原始数据质量直接决定后续挖掘效果。在事故模式分析前,需要完成一次深度清洗与预处理流程^[2]。冗余剔除环节以设备编号与时间戳字段为主键进行主通道筛选,避免重复记录干扰参数变化趋势识别^[3]。缺失数据的处理分为连续量与离散类两类,对于数值型时间序列,采用线性插值与多点均值回归相结合的策略补全关键变量;对于状态型数据,通过构建字段间条件概率表与记录时间窗口进行状态预测填充。错误数据识别阶段引入多轮 Z-score 检测与逻辑边界限制同步校验,对失真严重的数据点进行剔除,同时保留边界样本用于模型异常识别训练。在数据预处理阶段,所有数值字段采用标准化变换压缩尺度差异,并对各特征维度进行 Pearson 相关性与熵值分布检测,筛选出 8 个具有代表性的事故预测因子进入模型构建。随后引入主成分分析法压缩特征空间,原始 22 维结构化数据最终降至 9 维核心参数集合,有效降低噪声干扰与冗余维度影响,提高计算效率。清洗与降维后的数据在结构一致性与时间连贯性方面均满足后续挖掘算法的输入要求,为聚类分类与因果规则识别提供了高质量的数据支持。

3 起重机事故模式挖掘方法

3.1 聚类分析事故分类

聚类方法在起重机事故样本分布结构识别中具有重要作用,能够揭示数据在多维变量空间内的自然划分趋势,并为后续构建事故预警模型和制定差异化干预措施提供支撑^[4]。事故数据经过前期清洗、缺失补全与归一化处理,具备了满足无监督学习输入要求的统一格式,具象变量如负载幅值、操作频率、作业时间、能耗曲线等被映射至统一尺度。K-means 算法在事故数据聚合分析中表现出良好的收敛速度与类间分隔能力,在初始聚类中心的选取策略上,为提升对少量极端样本的辨识能力,构建了标签引导的回归模型进行初始重心微调,使重大事故与高风险事件在训练初期便具备独立的分群倾向。在类簇数量选定上,计算轮廓系数与 Calinski-Harabasz 指数作为评价依据,并在类别数设置为四时达到最优组合,此时各类簇间界限清晰、类内紧密程度高。分析聚类输出结果可见,其中一类事故聚合密度最强,且该类样本在设备运转时长偏短、载荷变化剧烈以及操作指令交互频繁等变量上呈现显著集中表现,经与事故回访记录比对,该聚类对应的场景多出现于起重机频繁调度的短周期作业任务,作业中存在设备尚未完成物理卸载或状态冷却便被

再次触发启动的现象,形成典型的超负荷叠加操作模式。聚类结果清晰划定了事故风险的触发边界,为构建行为特征驱动的预控模型与场景式响应策略奠定了可量化的数据基础。

3.2 关联规则挖掘事故成因

在起重机事故风险分析过程中,构建事故成因链条的逻辑结构是明确传播路径、实施有效控制策略的关键前提^[5]。通过对事故原始数据进行结构化整理,可形成具备统一字段规范的属性矩阵,其中融合了操作任务、设备状态反馈与作业环境干扰等多维信息。在模型构建阶段,引入经过优化的 Apriori 算法,用以从大量事故样本中提取频繁项集组合。参数设置环节依据历史事故严重程度与样本数量分布进行调控,最小支持项数设置为 300,置信度下限为 0.8,兼顾了规则的代表性与识别精度。在规则集生成完成后,构建因果网络图以呈现变量之间的联动关系与传播路径强度。图 1 显示了成因路径在多变量组合下的表现形态,节点表示独立事故变量,连接边标注支持度与置信度数值。结构失稳为多个事件路径的聚合端点,在高风环境与超负荷工况下均呈现显著增强。操作环节中的控制面板报警故障与人员资质问题常引发决策延迟或判断偏差,其后续诱发的系统故障对事故结果具有放大效应。图中的路径揭示了人为因素在事故链条中的稳定触发作用。图 1 所示结果为后续干预路径构建提供结构依据,有助于形成针对不同成因链的分级响应策略。

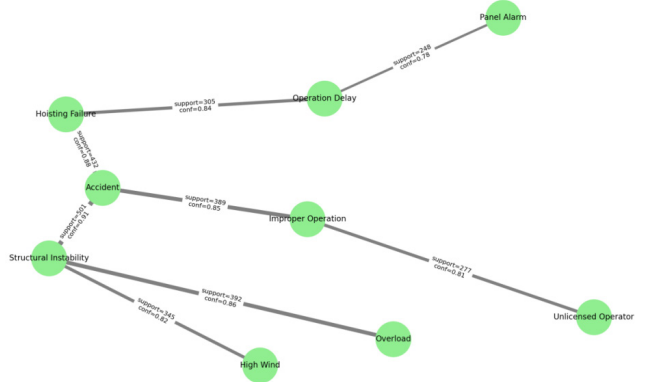


图 1：起重机事故成因高频关联规则图

图中各条边的粗细表示支持度强度,文本标签展示了各规则组合的统计显著性。事故变量之间的结构链接清晰,具备嵌入到风险预测系统中的可能性。上述分析不仅验证了事故数据中存在稳定的因果模式,也明确了高风险场景触发点的识别机制,为构建实时预警策略提供了核心变量支持与结构模板输入。

4 起重机事故预防策略

4.1 针对性预防措施

起重机事故发生的内在诱因表现出多重耦合特征,事故样本分析揭示了结构风险、人员行为与作业环境因素在多

数事件中并存并叠加的规律性模式。防控体系设计需聚焦这一复合结构，围绕三类核心风险源构建分层干预策略。在设备环节，高频失效部位如钢丝绳磨损、齿圈间隙异常与制动器响应不灵等问题，是造成突发性停机或荷载失稳的直接物理原因，需引入寿命模型与监测阈值协同机制，将疲劳指数、应变幅度与使用时长纳入预警指标体系中，并配合计划性检修安排，实现关键部件的状态管理与主动替换。人员层面的事故诱导因素多集中于资质不足、应急响应迟缓及作业程序偏离，为降低人为误差影响，应建立从岗前培训、行为仿真到再认证考核的全周期操作规程，系统融入作业环境适应性测试与标准指令库识别训练，提高操作者在复杂条件下的安全操作一致性。在作业过程管理中，信号指令的传递可靠性直接影响操作决策的时间窗口和信息精度，构建音视频联动、可回放的闭环通信机制，有助于压缩反应链条中的信息失真段。施工现场的环境变量波动大，需将地形勘查、荷载反演与天气动态联判融入作业前审批流程，建立可视化工况边界线与操作禁止区标识体系。风速剧变与支撑结构沉陷是已知的环境诱发关键变量，在开工条件评估模型中应嵌入风险级别评定模块，并将模拟推演结果反馈至调度计划，以实现动态作业许可管理。

4.2 实时监测预警系统

事故记录中的统计特征显示，在设备运行异常与人员操作失误之间常存在极短时间内的因果耦合现象，事故链条往往在数秒内迅速演化并扩大。为遏制此类突发性风险向系统级失控扩展，需构建具备高速响应能力的多层次预警体系，使潜在风险事件能够在初始阶段被及时识别并阻断。系统结构以数据采集、状态识别与信息推送为核心模块构成联动闭环。传感装置分布于起重机关键受力部件、动力传动元件及电气控制板块，实时获取应变幅值、驱动电流、工作温度与动态角速度等参数。作业过程中的人员动作轨迹与吊装路径由高帧率图像系统进行同步采集，图像流与行为库匹配用于判断动作准确性与任务路径偏差。在高风险工况下，预警模块需具备事件优先级判定机制，对不同等级异常快速生成对应等级响应信号并回传至操作终端界面，协助现场人员立即作出停机或修正判断。系统结构中各个监测指标的报警临界值与对应响应延时配置关系详见表 2，该数据构成了告警触发逻辑与等级划分规则的重要依据。

表 2：预警系统运行参数统计表

监测点位	正常运行区间	异常触发阈值	报警响应时间(s)
主臂应变	-50~50 $\mu\epsilon$	$\pm 60 \mu\epsilon$	0.8
吊钩载荷	0~20000N	>22000N	0.6
液压温度	25~60℃	>70℃	1.2
回转速度	0~2.5rad/s	>3rad/s	0.7
风速	0~10m/s	>13m/s	0.9

表中可见，吊钩载荷传感器一旦检测到超出 22000 N 即触发告警模块，响应延迟不超过 0.6 秒，回转速度与液压温度两个指标也均配置了快速中断机制。这种毫秒级响应的结构预警模式显著提升了系统对突发事件的干预前置能力。预警系统集成平台打通各功能节点的数据传输路径，具备集中监控、远程指令下发与数据回传校验三项功能，满足复杂场景下的高可靠性运行要求。远程管理端可实现移动端与 PC 端同步展示设备运行状态，并实现数据回放与趋势分析功能，为事故溯源与安全复盘提供结构化数据支持。

5 结论

本文围绕起重機事故多因耦合、高发频率的现实问题来构建了以数据采集、模式挖掘、风险识别与预警响应为核心的技术路径，完成了事故样本清洗、聚类划分与关联规则提取等关键环节设计，明确了结构故障、人因失误与环境扰动的复合触发模式，并在此基础上提出了具备工程可操作性的预防措施与实时监测预警系统。本文指出了数据驱动手段在事故成因结构提取与响应机制设计中的有效性，为提升起重機安全管理水平提供了系统化支撑。

参考文献

[1] 吴恺.基于大数据分析的工程安全治理机制探析[J].边疆经济与文化,2025,(03):48-52.

[2] 王爽,王兵.基于知网大数据分析的我国起重机械标准化策略研究[J].起重运输机械,2022,(23):58-64.

[3] 柳青扬,员征文,朱丹阳,等.基于大数据的平头塔式起重机疲劳载荷谱编制[J].建设机械技术与管理,2022,35(05):107-109+120.

[4] 崔文德.基于大数据分析的矿山机械设备运行状态智能诊断系统设计[J].世界有色金属,2021,(06):29-30.

[5] 杨静.基于大数据的塔式起重机智能策划与管理系统研究.陕西省,西安理工大学,2019-04-30.