

矿山风险动态预警与管控评价研究

白凌南^{1*}, 葛竹^{2*}, 刘卓欣¹

¹太行山西省实验室, 山西 太原

²山西省信息产业技术研究院有限公司, 山西 太原

收稿日期: 2026年4月8日; 录用日期: 2026年6月9日; 发布日期: 2026年9月10日

摘要

矿山生产环境复杂, 风险因素多且相互耦合, 传统安全管理手段难以实现事前有效防控。为此, 本文构建了一套融合人防与技防数据的矿山风险动态预警及管控评价模型。基于双重预防机制, 建立了覆盖“人-机-环-管”全要素的主体责任履责指标体系; 针对风险的时序动态特性, 对LSTM神经网络进行了改进, 并设计了多层级动态预警机制; 采用熵权法与灰色关联理论, 提出了企业安全风险管控水平的综合评价方法。实验结果显示, 所提模型在预测精度与风险评价客观性方面表现良好, 能够实现风险的早期识别与精准干预。

关键词

风险动态预警, 管控评价, LSTM神经网络, 熵权-灰色关联

Research on Dynamic Warning and Control Evaluation of Mining Risks

Lingnan Bai^{1*}, Zhu Ge^{2*}, Zhuoxin Liu¹

¹Taihang Laboratory in Shanxi Province, Taiyuan Shanxi

²Shanxi Information Industry Technology Research Institute Co., Ltd., Taiyuan Shanxi

Received: April 8, 2026; accepted: June 9, 2026; published: September 10, 2026

Abstract

The mining production environment is complex, with numerous and intercoupled risk factors, making it difficult for traditional safety management methods to achieve effective preemptive control. To address this, this paper constructs a dynamic risk early warning and control evaluation model

*共同第一作者。

文章引用: 白凌南, 葛竹, 刘卓欣. 矿山风险动态预警与管控评价研究[J]. 矿山工程, 2026, 14(5): 1240-1248.

DOI: 10.12677/me.2026.145122

for mines that integrates human and technical prevention data. Based on a dual prevention mechanism, a subject responsibility performance indicator system covering all elements of “human-machine-environment-management” has been established; We have improved the LSTM neural network based on the temporal dynamic characteristics of risks and designed a multi-level dynamic warning mechanism; A comprehensive evaluation method for the level of enterprise safety risk control is proposed using entropy weight method and grey correlation theory. Experimental results demonstrate that the proposed model performs well in prediction accuracy and risk assessment objectivity, enabling early risk identification and precise intervention.

Keywords

Dynamic Risk Early Warning, Control and Management Evaluation, LSTM Neural Network, Entropy Weight-Gray Correlation

Copyright © 2026 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

矿山行业是国民经济的基础性产业, 其安全生产状况直接与从业人员的生命安全与企业的可持续发展相关。随着开采深度的不断加大以及地质条件的日趋复杂, 矿山生产系统呈现出多因素耦合、非线性演变、动态变化等显著特征。传统依赖人工经验与事后处置的安全管理模式, 存在风险识别滞后、管控措施针对性不足、事故预防被动等问题, 难以适应现代化矿山对安全管理高效化、精准化的要求。国家矿山安全监察局统计数据显示, 近年来矿山事故总量呈下降趋势, 但瓦斯爆炸、顶板垮塌、透水等重特大事故仍时有发生, 暴露出当前风险预警与管控体系存在一定的短板。

针对上述问题, 国内外学者围绕智能矿山安全预警与管控评价开展了大量研究。从技术路线看, 主要可分为三类: 基于机理模型的方法、基于统计学习的方法和基于深度学习的方法。基于机理模型的早期研究, 如李光荣[1]构建了国有煤炭企业全面风险演化机理及管控体系, 通过事故树、贝叶斯网络分析风险传导路径。该类方法解释性强, 能够清晰刻画风险传播逻辑, 但面对复杂非线性系统时参数标定困难, 模型泛化能力有限, 难以适应动态变化的矿山环境。基于统计学习的方法, 如徐晶晶[2]采用灰色-熵权评估模型分析煤矿不安全动作, 靳泽鹏等[3]基于耗散结构理论研究风险演化机理。统计方法对数据量要求较低, 计算简便, 但往往假设数据服从特定分布, 对高维、非线性、强耦合特征的表征能力不足, 预测精度受限。近年来, 深度学习被引入矿山安全领域, 徐一帆等[4]利用长短期记忆网络(LSTM)预测矿井突水风险, 取得优于传统时间序列模型的效果; 刘永立等[5]将 LSTM 应用于煤矿火灾预测, 验证了其捕捉时序依赖的能力; 任守航[6]系统介绍了 LSTM 算法在瓦斯浓度预测中的建模过程与超参数优化方法。深度学习方法能够自动提取时序特征, 捕捉长期依赖, 但现有模型多聚焦单一风险因素, 缺乏对“人-机-环-管”多源异构数据的融合建模。

在此背景下, 双重预防机制作为国家大力推行的安全管理基础性制度, 强调以“安全风险分级管控”与“隐患排查治理”为两道防线, 为安全管理关口前移提供了理论框架[7]。但现有研究大多将风险预警与管控评价视为独立环节, 预警结果难以有效支撑管控决策, 评价结果也难以反向优化预警模型。为此, 本文围绕矿山企业的实际需求, 从主体责任履责视角出发, 融合人防与技防数据, 构建风险动态预警与管控评价模型。本文构建了覆盖“人-机-环-管”全要素的主体责任履责指标体系, 将双重预防机制

的核心业务流程量化为可计算的特征；改进 LSTM 神经网络，结合多层次动态预警机制，提升风险预测精度与时效性；引入熵权 - 灰色关联综合评价模型，实现管控水平的客观量化，并与预警模型形成闭环联动。通过综合应用时间序列分析、机器学习、深度学习及熵权 - 灰色关联理论，本文探索多源数据驱动下的矿山风险演化规律与评价方法，为矿山安全管理由被动响应向主动预防转变提供理论依据与实践支撑。

2. 系统架构与技术路线

2.1. 整体框架设计

本文构建的矿山风险动态预警与管控评价系统，遵循“数据驱动 - 模型构建 - 应用反馈”的闭环逻辑。整体技术路线如图 1 所示，主要包含四个阶段：数据采集与预处理、风险动态预警算法构建、管控评价模型设计、验证与优化。

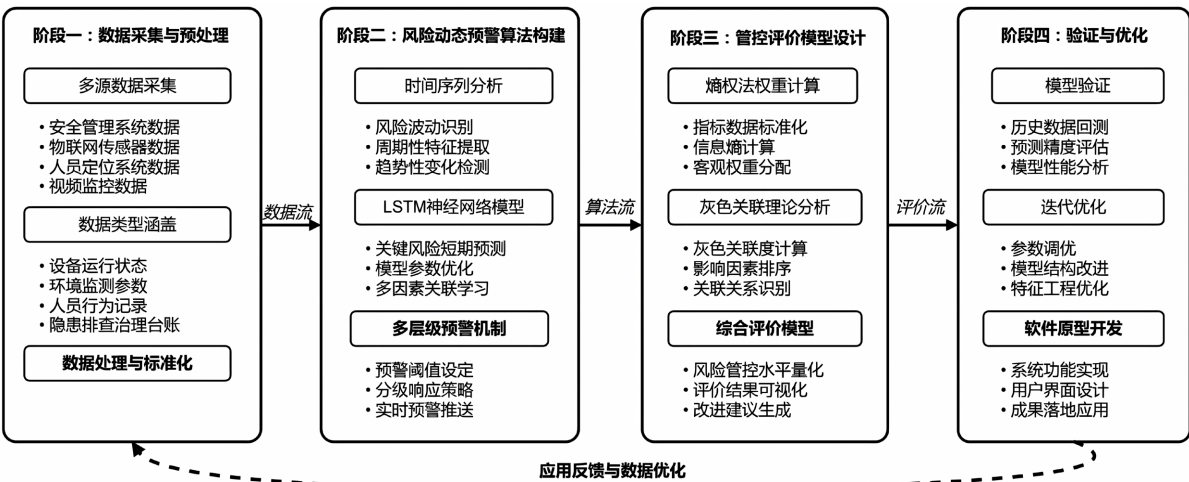


Figure 1. Overall technical roadmap
图 1. 整体技术路线图

数据采集与预处理：采集矿山企业安全管理系统、物联网传感器、人员定位系统、视频监控等多源数据，涵盖设备运行状态、环境监测参数、人员行为记录、隐患排查治理台账等[3]。通过数据清洗、标准化处理与特征工程，构建标准化数据集。

风险动态预警算法构建：采用时间序列分析识别风险波动规律，基于优化后的 LSTM 神经网络构建关键风险短期预测模型[4]，并根据预测结果设计多层次预警机制。

管控评价模型设计：基于熵权法与灰色关联理论，构建矿山企业安全风险管控综合评价模型[5]，量化各风险因素影响权重，实现风险管控水平的客观评价。

验证与优化：利用矿山企业历史数据进行模型验证与迭代优化，并通过开发软件原型推动成果落地应用。

2.2. 双重预防数据指标体系

基于双重预防机制的核心业务流程，即风险辨识 - 评估 - 管控 - 隐患排查 - 治理，本文从“人 - 机 - 环 - 管”四个维度构建多层次指标体系，对企业在安全生产中的主体责任履责水平进行量化评估。指标体系由安全管理、风险管控、隐患治理、不安全行为管理四大类一级指标构成，逐级细化为可量化的三级指标，如表 1 所示。

Table 1. Three-level indicator system for mining subject responsibility performance
表 1. 矿山主体责任履责三级指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	指标定义	计算公式	数据来源
安全管理类	安全管理制度	制度健全度	评价安全管理制度覆盖范围及完善程度	专家评分(0~100)	企业制度文件、双防系统存档
		制度执行情况	评估制度在日常生产中的落实情况	执行记录合格数/总检查项 × 100%	安全检查记录、双防系统执行日志
	安全培训	培训完成率	统计实际参训人员及合格情况	实际参训合格人数/计划参训人数 × 100%	培训签到记录、考核成绩
		培训覆盖范围	评价不同岗位工种安全培训覆盖率	已培训岗位数/总岗位数 × 100%	岗位培训台账
	安全资金投入	设备安全改造投入	统计安全生产设备资金投入情况	年度设备安全改造金额(万元)	财务系统、设备管理台账
风险管控类	风险辨识	风险点识别率	统计企业已识别的风险点占比	实际辨识风险点数/计划辨识风险点数 × 100%	风险点清单、辨识记录
		风险辨识准确度	评估企业风险辨识的合理性	专家评审准确率(0~100)	风险评估报告、专家评审意见
	风险评估	风险等级分布	统计不同级别风险占比	各级风险点数/总风险点数 × 100%	风险评估台账
		评估周期	统计风险评估是否按要求执行	实际评估次数/计划评估次数 × 100%	风险评估周期记录
	风险管控	风险管控措施制定	统计已制定的具体管控措施	已制定措施数/应制定措施数 × 100%	风险管控措施库
		风险管控措施有效性	评估管控措施在实际中的效果	1-(管控后事故率/管控前事故率)	事故统计记录、员工反馈
隐患治理类	隐患排查	排查计划制定情况	是否制定隐患排查计划	定性评价(0~100)	年度隐患排查计划
		隐患排查执行情况	统计隐患排查是否按计划开展	实际排查项/计划排查项 × 100%	隐患排查记录
	隐患整改	隐患整改率	计算整改完成率	已完成整改隐患数/总隐患数 × 100%	隐患整改台账
		隐患整改及时性	统计隐患治理的响应速度	按时整改隐患数/总隐患数 × 100%	隐患发现 - 整改时间记录
		重复隐患率	评估隐患治理的彻底性	重复隐患数/总隐患数 × 100%	重复隐患统计表
	隐患复查	复查通过率	统计隐患复查的通过情况	复查通过数/复查总数 × 100%	复查验收记录
不安全行为管理类	违规行为管理	违规行为发生率	统计企业安全违规行为数量	月度违规人次/总作业人次 × 100%	违章操作记录
		重大违规处罚次数	统计企业受到重大安全处罚情况	年度重大处罚次数	监管部门处罚记录
	三违帮教	帮教完成率	统计违规人员接受安全教育完成情况	已完成帮教人数/应帮教人数 × 100%	帮教记录台账

上述指标体系涵盖矿山企业主体责任履行的关键环节，为后续预警模型与评价模型提供结构化的输入变量。各级指标权重通过层次分析法(AHP)结合专家打分确定，以安全管理类权重 0.45、风险管控类 0.30、隐患治理类 0.15、不安全行为管理类 0.10 的一级权重分配为基础，逐层计算合成权重，最终形成可量化的履责评分体系。

3. 关键算法模型设计

3.1. 基于 LSTM 的动态风险预警模型

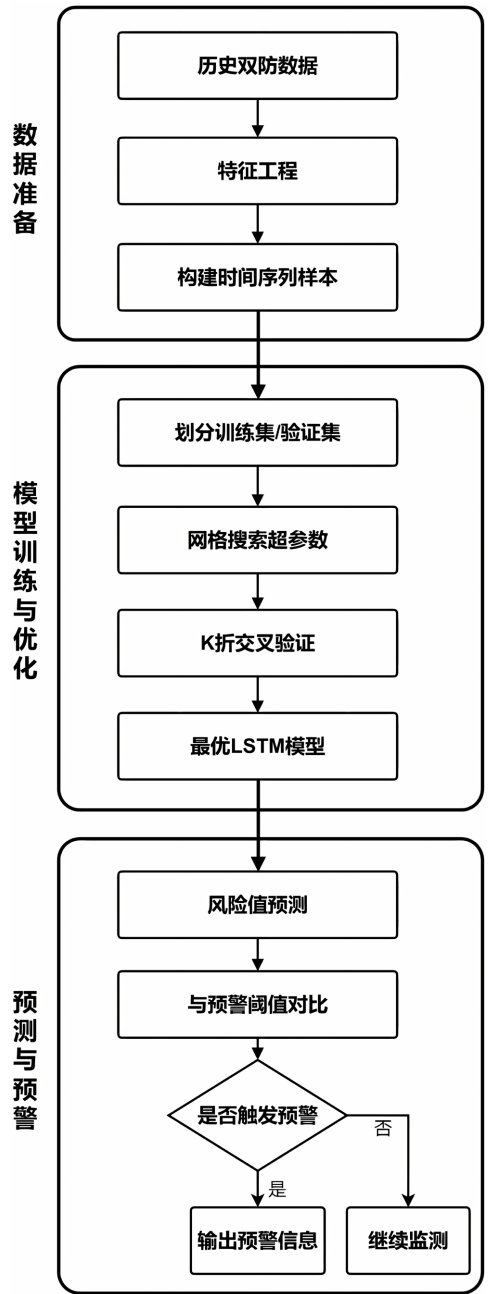


Figure 2. Model construction flowchart
图 2. 模型构建流程图

针对矿山风险数据的时序非线性与动态变化特征, 本文采用 LSTM 构建风险预测模型。LSTM 由 Hochreiter & Schmidhuber (1997) 首次提出, 通过门控机制有效解决了传统循环神经网络(RNN)的梯度消失与长期依赖问题, 能够较好地捕捉风险因素在时间序列上的演化规律。

LSTM 单元更新机制: t 时刻 LSTM 单元的状态更新过程如下:

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ \tilde{C}_t &= \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \\ C_t &= f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t &= o_t \odot \tanh(C_t) \end{aligned}$$

其中, f_t 、 i_t 、 o_t 分别为遗忘门、输入门和输出门的激活向量, C_t 为细胞状态, h_t 为隐藏状态, x_t 为当前输入, σ 为 Sigmoid 函数, $\odot$ 为逐元素乘法。

模型优化与超参数寻优: 为确保模型预测精度, 本文采用网格搜索与 K 折交叉验证相结合的方法, 对 LSTM 模型的关键超参数(网络层数、隐藏单元数、批次大小、学习率等)进行寻优[8]。预测性能评价指标包括均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数(R^2)。模型构建流程如图 2 所示。

3.2. 基于熵权 - 灰色关联的综合评价模型

为客观评价矿山企业安全风险管控水平, 本文构建了熵权 - 灰色关联综合评价模型。该模型利用熵权法依据数据本身的变异程度确定各指标客观权重, 减少主观赋权带来的偏差; 同时采用灰色关联分析法计算各评价对象与理想参考序列之间的关联度, 实现风险管控水平的排序与分级[9] [10]。熵权法源于 Shannon 信息熵理论, 通过数据本身变异程度确定客观权重, 可有效减少主观赋权偏差; 灰色关联分析由邓聚龙(1982)提出, 适用于小样本、信息不完全系统的关联度评价。

熵权法确定指标权重: 对于 n 个评价对象、 m 个评价指标, 首先进行标准化处理, 计算第 j 个指标的信息熵 E_j 及权重 w_j :

$$\begin{aligned} E_j &= -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij}, \quad p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^n x_{ij}} \\ w_j &= \frac{1 - E_j}{\sum_{j=1}^m (1 - E_j)} \end{aligned}$$

其中, 若 $p_{ij} = 0$, 则定义 $p_{ij} \ln p_{ij} = 0$ 。

灰色关联分析: 以理想企业(各指标最优值)为参考序列 X_0 , 实际企业为比较序列 X_i , 计算关联系数 $\beta_{0,i}(k)$:

$$\beta_{0,i}(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \cdot \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \cdot \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}$$

其中, ρ 为分辨系数, 一般取 0.5。

综合关联度: 将熵权法确定的权重与灰色关联系数结合, 得到第 i 个企业的综合关联度 E_i :

$$E_i = \sum_{k=1}^m w_k \cdot \beta_{0,i}(k)$$

E_i 值越大, 表明该企业安全风险管控水平越接近理想状态。

4. 数据采集与预处理

4.1. 数据来源

本文选取某矿山企业近三年的生产安全管理系统数据作为实验数据源。为保护商业机密, 对数据源进行匿名化处理。原始数据涵盖以下四大类:

物联网传感器数据: 包括瓦斯浓度、风速、一氧化碳浓度、温度、粉尘等环境参数, 采样频率为每分钟一次。

人员定位与行为数据: 来自井下人员定位系统, 记录人员位置、轨迹、进入/离开时间, 以及违章操作行为日志, 采样频率为每 5 秒一次。

设备运行状态数据: 采煤机、输送机、通风机等关键设备的运行参数(电流、电压、振动、温度)及故障报警记录, 采样频率为每 10 秒一次。

安全管理业务数据: 来自双重预防管理系统的隐患排查清单、整改台账、风险辨识记录、安全培训考核记录等, 事件型数据按日汇总。

数据时间跨度为 2023 年 1 月 1 日至 2025 年 12 月 31 日, 共计 3 年。原始数据总记录数约 10 万余条, 存储于企业安全生产数据仓库中。

4.2. 数据预处理

针对原始数据存在的缺失、不一致等问题, 采用以下步骤进行清洗与标准化:

(1) **异常值剔除:** 采用基于统计学的 3σ 原则识别并剔除各连续型指标的异常值。对于传感器数据, 超出均值 ± 3 倍标准差的值视为异常点, 予以剔除。同时结合领域知识, 剔除物理上不可能的值, 如瓦斯浓度为负、风速超过设备量程等。剔除比例约为原始数据的 1.5%。

(2) **缺失值填充:** 根据缺失比例和数据类型采用不同策略。对于连续型传感器数据(如瓦斯浓度), 若缺失率 $< 5\%$, 采用线性插值法填充; 若缺失率在 $5\% \sim 15\%$, 采用 KNN 回归($K = 5$)基于相似时间点的数值填充; 若缺失率 $> 15\%$, 则删除对应变量。对于离散型业务数据(如隐患整改状态), 采用众数填充。时间序列中连续缺失超过 10 个时间点的情况, 直接删除该时段数据, 避免引入过大误差。

(3) **数据标准化:** 为消除量纲影响, 对所有连续型特征采用 Z-score 标准化:

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

其中 μ 为均值, σ 为标准差。标准化后的数据均值为 0, 方差为 1。

4.3. 特征工程

为提升模型预测能力, 从原始数据中构造了多类特征:

时序滞后特征: 针对瓦斯浓度、风速等关键指标, 构造前 1 小时、前 2 小时、前 6 小时的滞后值作为输入特征, 捕捉短期历史依赖。

滑动窗口统计特征: 以 1 小时为窗口, 计算各传感器指标的均值、标准差、最大值、最小值、峰度、偏度, 反映风险波动的局部统计特性。

领域派生特征: 结合矿山安全规程, 构造复合指标, 如“通风有效性指数”(风速 $\times$ 断面面积/瓦斯涌出量)、“设备健康度”(基于振动与温度的加权评分)。

事件编码特征: 对隐患排查、违章操作等离散事件, 采用 One-Hot 编码和频次计数(如过去 24 小时

内违章次数)进行量化。

时间特征: 提取小时、星期、月份等周期特征, 用于捕捉风险随时间的周期性规律, 如夜班事故高发。

经特征工程后, 最终输入 LSTM 模型的特征维度为 28 维。数据集按时间顺序划分为训练集(70%)、验证集(15%)和测试集(15%), 且保证划分时时间顺序不被打乱, 避免未来信息泄露。

5. 实验验证与成效分析

5.1. 模型预测性能评估

为验证 LSTM 风险预测模型性能, 将其与 ARIMA 模型、RNN 模型及未优化的 LSTM 模型进行对比, 选取瓦斯浓度作为关键指标进行短期(未来 1 小时)预测, 评价结果如表 2 所示。

Table 2. Comparison of gas concentration prediction performance of different models

表 2. 不同模型瓦斯浓度预测性能对比

模型	RMSE	MAE	R ²
ARIMA	0.23	0.18	0.76
RNN	0.21	0.16	0.79
LSTM (未优化)	0.18	0.14	0.82
LSTM (优化后)	0.15	0.12	0.85

实验结果表明, 优化后的 LSTM 模型在 RMSE、MAE 和 R² 三个指标上均优于对比模型, RMSE ≤ 0.2, R² ≥ 0.8, 满足考核指标要求, 验证了其在矿山动态风险预测中的优越性。

5.2. 管控评价模型应用成效

运用熵权 - 灰色关联综合评价模型, 对该企业下属 5 个生产部门进行安全风险管控水平评价, 结果如表 3 所示。

Table 3. Comprehensive evaluation of safety risk control level for each production department

表 3. 各生产部门安全风险管控水平综合评价

部门	安全管理得分	风险管控得分	隐患治理得分	行为管理得分	综合关联度 E_i	排名
采煤一区	92	88	85	78	0.91	1
掘进二区	85	82	90	80	0.85	2
机电运输	90	75	88	85	0.82	3
通风区	88	85	78	75	0.80	4
综采队	75	80	75	70	0.72	5

评价结果显示, 采煤一区得分最高, 在安全管理与风险管控方面成效显著; 综采队得分最低, 在安全管理与行为管理方面存在短板。评价结果与企业安全监管部门日常检查情况一致, 验证了模型的客观性与有效性, 能够为精准定位安全管理薄弱环节、制定针对性管控措施提供依据。

6. 讨论与局限性

本文构建了基于 LSTM 与熵权 - 灰色关联的矿山风险动态预警与管控评价模型, 实验验证了其有效性。然而, 受数据条件、模型假设及现实复杂性的限制, 本文仍存在以下不足, 有待未来进一步探索。

在模型泛化能力方面, 本文的实验数据仅来自一家矿山企业, 虽然该企业涵盖采煤、掘进、运输等多种作业场景, 但不同矿山在地质条件、开采工艺、管理水平上差异显著, 当前模型能否迁移至其他矿山尚需跨企业、跨地域的验证。未来计划收集多家矿山企业的异构数据, 开展迁移学习与域自适应研究, 以提升模型的通用性。

在数据质量依赖方面, LSTM 模型及熵权法均对输入数据的完整性、准确性高度敏感。本文中异常值剔除和缺失值填充虽采用稳健方法, 但若数据质量极差, 如传感器长期故障、业务记录严重缺失, 模型性能将显著下降。未来可探索基于生成对抗网络(GAN)或变分自编码器(VAE)的数据补全方法, 以及面向不完全数据的鲁棒预测模型。

在风险因素交互建模方面, 本文采用单变量 LSTM 预测瓦斯浓度, 但矿山风险事故往往是多因素耦合的结果, 当前模型未显式建模变量间的非线性交互。未来可引入图神经网络(GNN)或注意力机制, 构建多变量联合预测框架, 并融入因果推断方法揭示风险演化机理。

7. 结论

本文构建了一套融合多源数据、集成 LSTM 动态预警模型与熵权 - 灰色关联评价模型的矿山风险预警与管控评价体系, 推动了安全管理从被动响应向主动预防的转变。通过建立基于双重预防机制的主体责任履责指标体系, 形成可量化的责任追溯机制; 经超参数优化的 LSTM 模型在风险预测精度上明显优于传统方法, 能够满足矿山复杂环境下的实时预警需求; 基于熵权 - 灰色关联的综合评价模型能够客观评估企业安全风险管控水平, 精准识别管理薄弱环节。实验分析验证了所提模型的有效性与鲁棒性, 为智慧矿山建设提供了可落地的技术方案与决策支持工具。

基金项目

太行山西省实验室开放课题专项资金(THYF-KFKT-25011500)。

参考文献

- [1] 李光荣. 国有煤炭企业全面风险演化机理及管控体系研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2014.
- [2] 徐晶晶. 基于灰色-熵权评估模型的煤矿不安全动作研究[J]. 安全与健康, 2023(3): 60-64, 69.
- [3] 靳泽鹏, 赵江平, 刘茜. 基于耗散结构理论的煤矿安全风险演化机理[J]. 陕西煤炭, 2022, 41(3): 160-163+178.
- [4] 徐一帆, 韩云春, 黄刚, 等. 基于 LSTM 的矿井突水风险预测研究[J]. 科学技术创新, 2024(10): 183-186.
- [5] 刘永立, 刘晓伟, 王海涛. 基于 LSTM 神经网络的煤矿火灾预测[J]. 黑龙江科技大学学报, 2023, 33(1): 1-5.
- [6] 任守航. 基于大数据分析的瓦斯浓度预测预警及应用研究[D]: [硕士学位论文]. 太原: 太原理工大学, 2021.
- [7] 李爽, 贺超, 许锬. 煤矿安全双重预防机制理论, 应用与发展研究[J]. 中国煤炭, 2021, 47(10): 23-30.
- [8] 赵保兵. 基于优化 LSTM 网络的巷道工作面矿压预测[J]. 煤炭技术, 2024, 43(2): 54-56.
- [9] 韩跃平. 改进的煤与瓦斯突出危险性评价灰色关联模型[J]. 河南理工大学学报: 自然科学版, 2010, 29(3): 316-319+335.
- [10] 李东印, 孙凯旋, 王伸, 等. 基于熵权-可拓理论智能化综采工作面安全评价[J]. 河南理工大学学报: 自然科学版, 2022, 41(3): 1-9.