矿山安全风险智能预警多场景分析与数学方法融合路径研究*

曾大恒[1,2]

(1.国家矿山安全监察局湖南局安全培训中心， 湖南 长沙 410151；
2.湖南安全技术职业学院， 湖南 长沙 410151)

摘要：矿山安全风险智能预警是保障矿山安全生产的关键技术手段。面对矿山开采环境复杂、灾害多因素耦合性强、多源异构数据量大等挑战，围绕典型应用场景与数学方法融合路径开展了系统研究。从灾害风险动态预测、人-机-环全要素实时感知与智能管控、事故链追溯与模拟的应急决策优化三个典型应用场景出发，梳理了矿山安全预警技术“从单一到多元、从传统到智能”“从离散监测到闭环控制”“从经验驱动到智能辅助”的演进规律。在此基础上，对支撑上述应用场景实现的数学方法进行了归纳，涵盖基础统计与时空分析、机器学习与深度学习、复杂系统建模、机理-数据混合驱动模型及数字孪生模型，并构建了应用场景与数学方法协同框架，明确了不同应用场景下数学方法的选择与组合方式。研究成果可为矿山安全风险预警向“主动防控”转型提供技术参考与方法支持。

关键词：矿山安全；风险智能预警；大数据驱动；多场景分析；数学孪生
中图分类号：TD77 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2763(2026)06-0082-11

Research on Multi-Scenario Analysis and Mathematical Method Fusion Path of Mine Safety Risk Intelligent Early Warning

Zeng Daheng[1,2]

(1.Safety Training Center of the Hunan Bureau of the National Mine Safety Administration, Changsha, Hunan 410151, China;
2.Hunan Vocational Institute of Safety Technology, Changsha, Hunan 410151, China)

Abstract: Intelligent early warning of mine safety risk is the key technical means to ensure mine safety production. In the face of challenges such as complex mining environment, strong multi-factor coupling of disasters, and large amount of multi-source heterogeneous data, systematic research was carried out on the typical application scenarios and fusion path of mathematical methods. Starting from three typical application scenarios: dynamic prediction of disaster risk, real-time perception and intelligent control of human-machine-environment total factors, and emergency decision-making optimization of accident chain traceability and simulation, the evolution rules of mine safety early warning technology “from single to multiple, from traditional to intelligent”“from discrete monitoring to closed-loop contro”and “from experience-driven to intelligent assistance” were sorted out. On this basis, the mathematical methods supporting the above application scenarios were summarized, including basic statistics and spatio-temporal analysis, machine learning and deep learning, complex system modeling, mechanism-data hybrid driving model and digital twin model. The collaborative framework of application scenarios and mathematical methods was constructed, and the selection and combination of mathematical methods in different application scenarios were clarified. The research results can provide technical reference and method support for the transformation of mine safety risk early warning to “active prevention and control”.

Key words: Mine safety, Risk intelligent early warning, Big data driven, Multi-scenario analysis, Digital twin

0 引言

矿山是国民经济发展的重要资源供给基地，其安全稳定运行对整体能源安全有着重要影响。我国矿山开采环境较为复杂，如地质灾害与瓦斯灾害具有突发性与隐蔽性等特点，给矿山安全生产风险防控带来了严峻挑战[1]。传统预警方法主要依赖人工监测，存在数据孤岛、精度不足等局限，难以适配多灾害协同防控的实际需求[2]。而随着大数据、人工智能等技术的快速发展，矿山安全预警管理模式正向着“主动预警、智能防控”转型。

目前，国内外学者围绕矿山安全风险智能预警技术开展了大量的研究并取得了丰硕的成果。在矿山安全监测系统架构方面，李永勤等[3]整合了水、冲

* **收稿日期**：2026-04-20
作者简介：曾大恒(1971—)，男，湖南汉寿人，硕士，副教授，主要从事矿山安全培训与高职教育方面的工作。E-mail:834664616@qq.com

击地压、瓦斯浓度、人员位置等多种数据,搭建了煤矿安全监测系统,该系统实现了对煤矿井下设备运行状态的实时监测,以及对矿山风险的分级预警。张水平等[4]针对传统矿山安全管理模式落后、数据共享不畅等问题,以“风险分级管控、清单管理”为核心思路,开发了矿山全员安全风险管控平台,实现了生产全环节的风险管控。

在矿山地质力学灾害监测与预警方面,刘立仁等[5]针对深部开采中顶板事故频发的问题,提出了顶板压力监测技术,通过将计算能力下沉至监测网络边缘,实现了压力数据的本地化处理,现场应用结果显示,该技术可将危险状态预警时间由 8.2 min 缩短至 3.5 min,大幅提升了顶板事故预警的实时性。蒋普先等[6]集成了微震监测、应力等多源数据,并开发了一套地压安全监测预警平台,该平台在矿山投入使用后,5 个月内累计触发了 840 次有效预警,显著增强了矿山对岩爆、冒顶等地质灾害的防控能力。

在基于人工智能的灾害预警模型研究方面,杨洋等[7]构建了融合 DETR 与 DeepLabV3+算法的智慧矿山安全预警系统,现场应用结果表明,该系统运行稳定,具有较强的实用价值。曹亚利等[8]构建了基于卷积神经网络的冲击地压风险预警模型,并将其应用于新疆某矿井;研究发现,该模型能够学习专家的评价经验,实现对冲击地压灾害风险的智能预警。

在多源数据融合与隐患知识挖掘方面,李国清等[9]通过主题挖掘、语义网络分析等模型实现了危险源识别及安全风险预警,同时可提高管理人员对安全隐患的认知与决策能力。杨小聪等[10]以毛坪铅锌矿深部开采为背景,开发了一套矿山多源数据融合的三维可视化管控系统,并初步实现了开采动力灾害风险的管控。

此外,董培林等[11]提出了数字孪生与矿山物联网管控系统融合的理论系统框架,为矿山解决了长期存在的安全管理水平落后、设备维护困难等问题。戴春雷[12]研究指出,大模型在矿山智能监测与预警、设备维护等方面已展现出巨大潜力,但同时也面临着数据量稀缺、技术门槛高等挑战。李山[13]分析了矿用锂电池热失控的影响因素,提出了一种安全监控与热失控预警系统,试验结果表明,该系统能够实现矿用锂电池热失控的早期预警。王占平等[14]提出了基于多种评价方法的露天矿山风险等级评估模型,实例验证结果表明,该模型能够识别不同等级的安全风险,为露天矿山风险预警提供技术支持。

综上所述,当前矿山安全领域的研究正朝着多系统融合、数据驱动、智能预警和全生命周期风险管控的方向快速发展。然而,现有研究多聚焦单一技术或单一灾害类型的预警分析,缺乏融合“数据-模型-场景”的综合性分析框架[15]。基于此,本文围绕矿山安全风险智能预警主题,从灾害风险动态预测、人-机-环全要素实时感知与智能管控、事故链追溯与应急决策优化 3 个典型场景出发,系统梳理了各场景的研究脉络、关键技术及当前面临的局限与挑战;在此基础上,分析了支撑上述场景实现的数学方法的适用性。研究成果可为矿山安全预警从“被动响应”向“主动防控”的转型提供技术参考与方法支撑。

1 矿山安全大数据源与数据治理研究

1.1 多源异构数据体系

矿山安全数据覆盖地质、环境、设备、人员等要素,是实现矿山安全风险智能预警的基础。按类型可分为结构化数据与非结构化数据[16-17]。

结构化数据指格式固定、可直接用于量化分析的数据,主要包含以下 4 类:(1)地质数据,包含地层、岩性、地质构造等,如岩土工程勘察数据[18-19]等,可为地质灾害风险预警提供支撑;(2)环境监测数据,包括瓦斯浓度、边坡位移等[20];(3)设备运行数据,包括采矿与监测设备的运行参数、故障记录等[21];(4)人员管理数据,即人员的定位信息、作业记录等[22]。

非结构化数据则无固定格式、难以直接进行量化分析,需经过预处理提取有效信息,主要包含以下 3 类:(1)视频与图像数据,如井下监控拍摄的视频等[23-24];(2)空间数据,如采用激光扫描技术获取的矿山地形、井下巷道形态[25-26];(3)文本数据,如应急预案、事故报告、安全检查记录等[27],可为事故追溯与应急决策制定提供支撑。

1.2 数据处理的关键挑战

1.2.1 数据质量较差

矿山开采环境复杂,且设备本身可能出现故障,因此监测数据易出现缺失、噪声干扰、异常值、时空不同步等问题[28]。现有研究主要通过数据预处理解决上述问题。针对数据缺失,常采用克里金插值、线性插值等方法,对连续性监测数据进行补全,如边坡位移、瓦斯浓度等;针对数据噪声,主要采用滤波算法进行去噪处理;针对异常值,主要采用统计分析、机器学习方法进行检测,剔除设备故障、传感器误报等产生的异常数据[29];针对多源数据时空不同步,可采用时间序列对齐、空间坐标校准技术,实现不同来源数据的匹配[30]。

综上所述,通过数据预处理技术可提升数据质量,为预警模型的训练与部署提供可靠的数据支撑。

1.2.2 数据标准化问题

由于矿山不同生产系统的数据格式不统一,容易形成“数据孤岛”,影响多源数据的融合。应用工业通信协议或构建数据标准化体系可解决这一问题。OPC UA 协议具有可跨平台使用、安全性高、扩展性强等优势,能够实现矿山监测数据的统一接入[31]。与此同时,学者们致力于推动数据标准化体系建设,如朱万成等[1]提出了金属矿山监测数据标准化规范,该规范已在弓长岭露天矿隐伏空区垮塌、地表塌陷风险监测项目中进行了应用。

2 矿山安全风险智能预警的核心应用场景与技术演进

为了研究矿山安全风险智能预警在不同应用场景下的技术演进与核心问题,开展了面向灾害风险动态预测、人-机-环全要素实时感知与智能管控、事故链追溯与应急决策优化 3 个典型场景的分析。

2.1 场景一:基于多源数据融合的灾害风险动态预测

2.1.1 研究脉络

矿山灾害风险动态预测是矿山安全预警的核心内容,技术实现流程如图 1 所示。

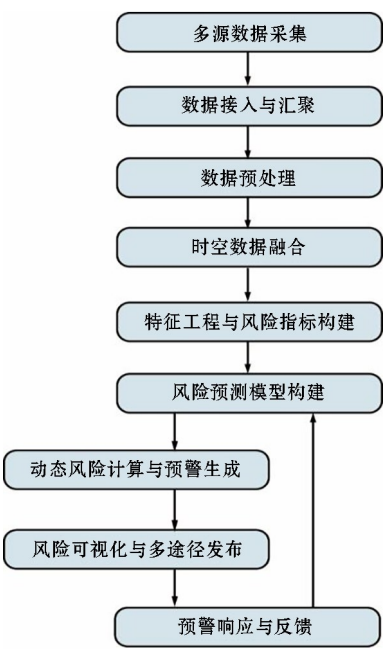


图 1 基于多源数据融合的灾害风险动态预测技术实现流程

Fig.1 Implementation process of disaster risk dynamic prediction technology based on multi-source data fusion

该场景实现流程主要包含以下 9 个环节:(1)多源数据采集,即采集涵盖地质勘探、微震、应力应变、气体浓度等方面的监测数据;(2)数据接入与汇聚,将分散的监测数据汇集至数据平台;(3)数据预处理,对数据进行去噪、补全、清除异常值等操作,提升数据质量;(4)时空数据融合,建立不同数据在时间和空间上的关联;(5)特征工程与风险指标构建,从数据中提取能有效表征灾害前兆的关键特征,并将其转化为可计算的风险指标;(6)风险预测模型构建,利用机器学习或数值模拟等方法,对事故的发生概率、等级及影响范围进行初步预测;(7)动态风险计算与预警生成,结合实时数据持续更新风险状态;(8)风险可视化与多途径发布,以图表等形式展示风险等级及分布情况,并通过声光报警、短信等方式通知责任人;(9)预警响应与反馈,指导现场人员采取防控措施,并将事故处置结果回传至系统。

基于多源数据融合的灾害风险动态预测研究呈“从单一到多元、从传统到智能”的发展趋势,可分为以下 4 个阶段。

第一阶段:单指标预警阶段。该阶段主要依靠单一监测指标识别风险,如根据瓦斯浓度、边坡位移、地下水位等监测指标是否超出临界值,判断是否存在安全风险[32]。该预警方式操作简单、成本较低,但仅适用于简单场景的初步预警,难以适应矿山多种灾害耦合的复杂工况。

第二阶段:多指标融合预警阶段。随着监测技术的进步,可通过综合指数法、灰色关联度等方法综合分析多种监测指标,进行风险评估。如廖珊珊[33]整合了影响矿山地下空间稳定性的多类指标,采用灰色关联度方法对坍塌风险进行了有效预警;黄舒婷等[34]整合了多种矿山安全风险指标,构建了矿山安全风险综合预警模型;丁日佳等[35]采用 AHP-IE-MEA 模型,整合了多种矿山生态安全监测指标,实现了矿山生态安全风险预警。

第三阶段:机器学习融合预警阶段。随着机器学习技术的发展,随机森林、XGBoost、支持向量机、神经网络等算法广泛应用于矿山安全风险预警。该技术能够挖掘不同数据之间的非线性关联,识别关键影响因素。如姜进成等[36]提出了基于 BES-RBF 神经网络的矿山重大灾害风险预警方法;Yu 等[37]基于 BN-ELM 模型,整合了瓦斯浓度、人员行为等多类指标,实现了煤矿瓦斯风险预警。

第四阶段:深度学习融合预警阶段。深度学习技术具有强大的特征提取与非线性拟合能力,

LSTM、CNN、Transformer 等算法已广泛应用于矿山安全风险预警。如 Shu 等[30]提出了基于深度学习的 InSAR 数据时序变形预测方法,并将其应用于煤矿区域形变监测与灾害预警;戴锐等[38]提出了一种矿山采动过程中震动信号的分类方法,为灾害类型识别与预警提供了新的技术手段。

2.1.2 关键技术综述

基于多源数据融合的灾害风险动态预测的关键技术包括特征工程与多源数据融合,二者的协同作用决定了预警模型的精度与可靠性。

特征工程旨在从原始数据中提取具有明确物理意义、能够反映安全风险特征的信息。通过特征工程处理,可提升数据质量,为预警模型提供高质量的数据输入,提升矿山安全风险预警的精度。该方法包括特征提取、特征选择与特征转换 3 个环节。特征提取根据数据类型采取不同的处理措施,对于结构化数据,直接提取所需信息;对于非结构化数据,有效数据的获取难度较大,如图像数据采用卷积神经网络提取图像特征,振动信号采用小波分析获取频率特征。特征选择的目的在于借助数据预处理手段剔除冗余数据并保留关键特征,以降低数据复杂度。特征转换则通过归一化、标准化方法(如 PCA、LDA)处理多源数据,为后续的数据融合环节作准备。

多源数据融合主要分为 3 个层次,各层次适配不同的预警需求:(1)数据层融合,直接对原始多源数据进行整合与校准,能够保留原始数据的全部信息,适用于数据质量较高、格式统一的场景,如将边坡位移数据与环境监测数据进行同步整合;(2)特征层融合,对各数据源提取的特征进行融合,挖掘不同特征之间的关联关系,是目前矿山灾害预警中应用最广泛的融合方式,如将地质特征、监测特征、设备特征进行融合,构建综合特征向量;(3)决策层融合,对不同预警模型的输出结果进行融合,结合专家经验与统计方法得出最终的预警结论,从而提升预警的可靠性,如将 LSTM 模型与随机森林模型的预警结果进行融合,以降低漏警率和误警率。

2.1.3 局限与挑战

该场景在实际应用中仍存在以下局限与挑战。

(1) 模型的可解释性差。深度学习等智能算法的内部逻辑较为复杂,管理人员难以理解预警及决策的具体依据,尤其在重大灾害场景下,无法满足矿山安全预警的可追溯性需求。

(2) 模型对数据质量敏感。矿山多源数据普遍存在缺失、噪声与异常值,这些缺陷会显著影响模型的预警性能,加之矿山作业环境复杂,数据预处理难度也较大。

(3) 跨矿区推广能力不足。多数预警模型以单一矿区数据为基础进行训练,而不同矿区的地质条件、开采方式与灾害类型存在较大差异,模型通用性较差。

(4) 多灾害耦合预警能力不足。现有研究成果大多聚焦于单一灾害的预警,对瓦斯突出与冲击地压、边坡坍塌与水害等多耦合灾害的分析较为有限,不能充分应对矿山灾害的复合型特征[39-40]。

2.2 场景二:面向人-机-环全要素的实时状态感知与智能管控

2.2.1 研究脉络

矿山安全风险的形成与人员、设备、环境三大要素的异常状态密切相关。面向人-机-环全要素的实时状态感知与智能管控技术实现流程如图 2 所示。

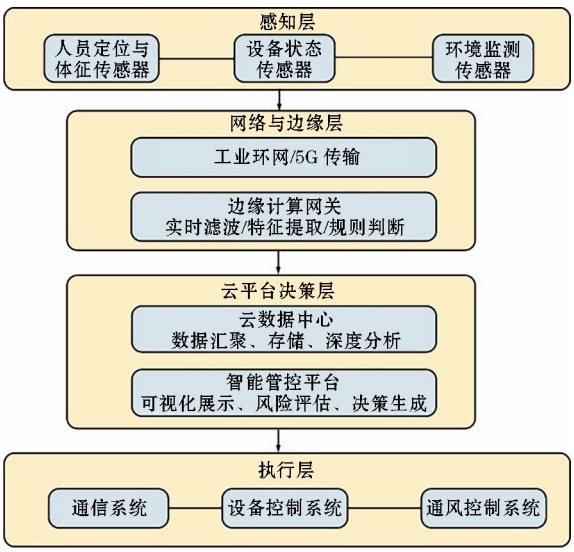


图 2 面向人-机-环全要素的实时状态感知与智能管控技术实现流程

Fig.2 Implementation process of real-time state perception and intelligent control technology oriented towards the full spectrum of human-machine-environment factors

该流程可分为 4 个层级:感知层通过人员定位与体征传感器、设备状态传感器及环境监测传感器,分别采集人员、设备、环境三方面的实时数据;网络与边缘层依托工业环网或 5G 传输将数据上传至边缘计算网关,在边缘侧完成实时滤波、特征提取与规则判断,实现初步的本地响应与数据降噪;云平台决策层将经边缘处理的数据汇入云数据中心,进行统

一的数据汇聚、存储与深度分析,并基于智能管控平台实现可视化展示、风险评估及决策生成;执行层根据平台下发的指令,通过通信系统、设备控制系统和通风控制系统等执行机构,完成预警发布、设备调控与通风联动等闭环管控动作。

面向人-机-环全要素的实时状态感知与智能管控研究,其发展脉络呈现“从离散监测到闭环控制”的趋势,主要可分为 3 个阶段。

第一阶段:离散点监测阶段。受技术条件限制,该阶段监测活动主要围绕人员、设备、环境等要素进行孤立监测,如采用单一传感器监测井下瓦斯浓度、设备振动,或采用人工巡检方式掌握人员作业状态等。该阶段的监测范围较窄、数据更新明显滞后,仅能完成基础性的状态查看[41]。

第二阶段:传感器网络覆盖阶段。物联网技术的引入使监测设备能够覆盖矿山全域,实现了对各要素的全面、实时监测。如李鹏等[42]针对当前地质灾害预警手段与方法的不足,基于物联网构建了矿山水工环地质灾害风险预警系统,增强了预警信息的及时性与有效性。该阶段扩大了矿山监测范围,但数据分析能力仍较弱,风险判断依然高度依赖人工经验。

第三阶段:边缘智能与闭环控制阶段。边缘计算与人工智能技术的融合应用,实现了“感知—分析—控制”的闭环管控,监测系统能够在无需人工干预的条件下自主完成状态感知、风险识别与智能调控。该阶段实现了人-机-环全要素的智能管控,在降低人为失误风险的同时,大幅提升了矿山安全管理的效率。

2.2.2 关键技术综述

面向人-机-环全要素的实时状态感知与智能管控关键技术包含人员感知、设备感知、环境感知。

(1) 人员感知技术。该技术的目标是实现人员位置、生理状态与作业行为的监测与识别,预防人员伤亡事故。所依托的主要技术包括:UWB 定位技术,凭借高精度和强抗干扰能力实现井下人员的精准定位,掌握人员位置信息,防止其误入危险区域;生理信号监测技术,借助穿戴设备采集心率、血压、体温等指标,识别工作人员的异常状态并及时预警;行为识别技术,通过视频图像分析或穿戴设备数据,识别人员的违章操作、防护用品缺失等异常行为。如 Wang 等[24]将图像识别技术应用于煤矿人员风险评估,为提升人员安全管理水平提供了技术支撑。

(2) 设备感知技术。核心在于对矿山设备运行状态进行实时监测,避免因设备故障引发安全风险。主要技术包括:设备状态监测技术,通过传感器采集设备振动、温度、电压等数据,掌握设备运行状态;故障诊断技术,采用傅里叶变换、机器学习等方法处理设备运行数据,识别设备故障类型并定位故障点;预测性维护技术,基于 LSTM、ARIMA 等预测算法分析设备运行数据的变化趋势,预估设备寿命并提前安排维护。如 Dong 等[29]开展了锚杆失效风险识别与预警研究,为煤矿巷道安全管控提供了支撑。

(3) 环境感知技术。该技术旨在实现矿山开采环境监测,及时捕捉环境异常信息,为灾害预警提供数据支持。主要技术措施包括:部署高密度传感器,在矿山工作面关键区域布设传感器,全面监测瓦斯浓度、粉尘浓度、温度等环境参数;空间插值法,对传感器获取的离散数据进行插值分析,生成连续的环境监测数据;实景三维建模技术,对矿山地形地貌、井下巷道进行三维建模,实现环境的三维可视化监测。

2.2.3 局限与挑战

该场景在实际应用中仍存在以下局限与挑战。

(1) 人-机-环多源数据融合难度大。人员、设备、环境数据的类型、格式、量级差异显著,加之不同厂商设备的通信协议不统一,难以实现全要素数据的协同分析。

(2) 边缘计算与云端的协同机制不完善。边缘侧承担数据处理与本地控制,云端负责数据存储与模型优化,二者之间的数据流、控制流协同机制不成熟,常出现数据处理延迟、控制指令响应不及时等问题。

(3) 智能控制决策的安全性验证不足。智能算法输出的调控指令缺乏有效的合理性和安全性验证,可能出现因误调控引发的安全风险,典型情形如通风设备误停导致瓦斯积聚。

(4) 感知设备的环境适应性有待提升。矿山开采环境复杂,井下高粉尘、水雾、强振动等恶劣条件会影响感知设备的稳定性与耐用性,导致设备故障频发造成监测中断。

2.3 场景三:基于事故链追溯与模拟的应急决策优化

2.3.1 研究脉络

矿山事故发生后,快速、科学的应急决策是减少人员伤亡与财产损失的关键。基于事故链追溯与模拟的应急决策优化技术实现流程如图 3 所示。

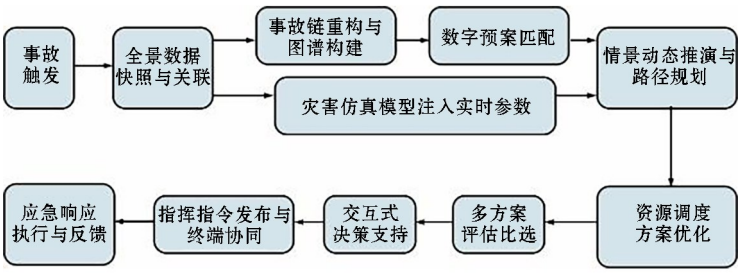


图 3 基于事故链追溯与模拟的应急决策优化技术实现流程

Fig.3 Implementation process of emergency decision-making optimization technology based on accident chain tracing and simulation

首先,从事故触发入手,通过全景数据快照与关联分析获取事故现场及其周边的信息,进而开展事故链重构与知识图谱构建,梳理事故的起因和发展过程;然后,进行数字预案匹配,开展情景动态推演与路径规划,同时将事故的实时参数输入灾害仿真模型,进入决策阶段后,对资源调度方案进行优化,并提供多方案评估与比选;最终,指挥指令发布至各终端,同时收集应急响应的执行效果并形成反馈。这一闭环流程为矿山事故应急决策提供了从追溯、情景模拟到响应优化的技术支撑。

基于事故链追溯与模拟的应急决策优化研究脉络呈"从经验驱动到智能辅助"的趋势,主要可分为 3 个阶段。

第一阶段:经验型应急预案阶段。该阶段以历史事故处理经验为基础,制定内容固定的应急预案,并对应急处置流程、责任分工等作出明确规定。但此类预案缺乏灵活性,无法根据事故现场的实际情况进行调整,决策依赖人员经验,科学性与时效性均不足。

第二阶段:数字化预案阶段。随着信息技术的发展,应急预案逐步实现了电子化存储、查询与调用。例如,将事故处置流程、最优救援路线等内容进行数字化处理,提升了预案的调用效率[43]。但该阶段应急预案仍无法适应事故现场的实际情形,决策仍未摆脱对人工经验的依赖。

第三阶段:动态情景推演与智能辅助决策阶段。数字孪生、仿真模拟与人工智能技术的发展,使矿山应急决策具备了事故链追溯、灾害情景模拟与智能应急决策。如 Ray 等[44]回顾了印度某煤矿爆炸的预防措施与应急处置经验,可为同类事故应急处置提供参考。该阶段实现了应急决策的智能化、动态化,显著提高了矿山事故应急处置的效率与科学性。

2.3.2 关键技术综述

基于事故链追溯与模拟的应急决策优化,所涉及的关键技术主要包括事故链分析、灾害动态模拟、智能路径规划与资源调度。

(1) 事故链分析技术。该技术的核心是追溯事故发生的原因、发展过程与影响因素,为应急决策与事故预防提供科学依据。事件序列分析技术,通过梳理事故过程中的异常事件,构建事件序列,并明确事件间的因果关系[45]。图数据库与知识图谱技术,将异常事件归纳为知识图谱,直观呈现事故链的演化,凸显致灾的关键因素,如瓦斯爆炸事故链为"环境异常—设备故障—人员违规—事故发生"。根因分析技术,采用鱼骨图、5Why 分析法等,结合大数据分析,识别事故发生的根本原因,为制定针对性预防措施提供依据。

(2) 灾害动态模拟技术。该技术的核心是通过模拟手段预测事故的发展趋势,为应急决策提供定量参考。计算流体动力学(CFD)广泛应用于矿山火灾、瓦斯爆炸等灾害的模拟,通过计算流体流动、温度扩散、有毒气体分布等,预测灾害发展趋势与影响范围。有限元分析(FEA)主要应用于矿山边坡坍塌、顶板冒落等灾害模拟,通过分析岩体应力与位移变化,预测灾害可能发生的范围与程度。三维可视化模拟技术结合三维激光扫描数据等,构建矿山数字孪生模型,实现灾害发生过程的三维可视化,帮助指挥人员快速掌握事故现场情况。

(3) 智能路径规划与资源调度技术。该技术的核心是在复杂的事故现场,快速生成最优的避灾路线与应急资源调度方案,提升应急救援效率,减少人员伤亡与财产损失,主要包括以下 3 类技术类型。路径规划算法,如经典 A* 算法、Dijkstra 算法等,结合矿山井下巷道、露天矿区的地形信息,规划最优的避灾路线与救援路线。车辆路径问题(VRP)模型,主要应用于应急资源调度,该技术综合考虑应急资源的分布情况与救援需求,优化资源调度路线,可实现应急资源的快速调配。智能调度算法,结合机器

学习等人工智能技术,根据事故发展趋势与救援进展情况,动态调整资源调度方案,提升应急调度的灵活性。

2.3.3 局限与挑战

该场景在实际应用中仍存在以下局限与挑战。

(1) 仿真模型的计算效率与精度平衡难度大。高精度的三维数值模拟往往需要大量的计算资源,且计算时长较久,无法满足应急决策的实时性需求,而降低精度则会影响模拟结果的可靠性。

(2) 多部门数据共享与协同指挥障碍。应急决策需要矿山企业、应急管理、消防、医疗等多单位的密切配合,但目前各部门数据共享不足,数据标准不一,协同指挥机制不完善,制约了应急决策效果。

(3) 事故链追溯的完整性不足。矿山事故的演化过程较为复杂,多因素长期耦合作用导致的事故链难以全面追溯,部分隐性隐患难以识别。

(4) 智能应急决策的落地难度大。智能算法给出的决策方案需要结合现场实际情况进行调整,且无法在决策执行前对其有效性进行验证,很多矿山管理人员对智能算法的信任度不足,导致智能应急决策难以执行。

3 支撑三大核心场景实现的数学方法融合路径分析

在前文三大核心场景的基础上,本文进一步研究了支撑上述场景实现的数学方法融合路径,系统梳理了各类数学方法的基本原理、适用场景及其在矿山安全预警中的具体应用。

3.1 基础统计与时空分析

基础统计方法是矿山安全风险智能预警领域的基础数学方法,在三大核心场景中都发挥着重要作用。主要包括描述性统计、推断性统计、相关性分析等,其作用体现在 3 个方面:(1)建立风险基准,确定各监测指标的正常范围与临界值;(2)提取统计特征,如瓦斯浓度均值、边坡位移变化率等,作为后续模型训练的输入数据;(3)分析指标间的相关性,识别不同风险因素的关系。

时空分析方法能够处理矿山多源数据中普遍存在的时空关系,其作用主要体现在 3 个方面:(1)时间序列分析(如 ARIMA、指数平滑等),可用于分析瓦斯浓度、边坡位移等数据的变化趋势;(2)空间分析(如克里金插值、空间聚类等),可用于识别风险高发区域;(3)时空融合分析,可用于挖掘数据在时间和空间上的关联特征,为动态风险预警提供支撑。

已有研究应用基础统计与时空分析方法开展矿山安全风险预警分析,如李澎等[27]采用基础统计方法提取了监测数据特征,确定甲烷、通风、供电等关键安全要素,按照控制、状态、时间、空间等关联关系,对比分析关键要素传感器的数据与其关联传感器数据,从而发现违规行为和风险因素。

3.2 机器学习与深度学习

机器学习与深度学习是大数据驱动下智能预警的核心方法,凭借强大的数据处理与非线性拟合能力,可实现风险精准识别、预测与分类。按学习方式可将该方法分为监督学习、无监督学习、强化学习 3 类,各方法的适用场景与优缺点各异。

监督学习通过学习具有明确风险的历史数据,实现对监测的精准分类,广泛应用于灾害预测、设备故障诊断等场景,常用算法包括 BES-RBF 神经网络、随机森林、XGBoost 等。如姜进成等[36]采用 BES-RBF 神经网络实现了重大灾害风险预警,且具有较高精度;Yu 等[37]基于 BN-ELM 模型实现了瓦斯风险预警,兼顾了预测精度与效率。监督学习的优点是预测精度高,缺点是需要大量的训练数据。

无监督学习不需要预先标注的风险数据,可用于未知标签的数据异常检测,适用于矿山风险异常识别等场景,常用算法包括 k-means、孤立森林、自编码器等。如戴锐等[38]将长短时记忆网络(LSTM)与注意力机制引入卷积神经网络,实现了采动震动信号自动分类;Miao 等[28]采用 Bi-LSTM 方法识别了煤矿隐性安全隐患。无监督学习的优点是不需要标注数据,缺点是精度较低且输出结果的解释性较差。

强化学习是一种通过与环境交互进行自主学习的机器学习方法,适用于应急资源调度、通风调控等场景,常用算法包括 Q-learning、DQN 等。强化学习的优点是适配动态场景,缺点是训练周期长、落地应用难度大。

目前,三类方法的融合应用已成为矿山安全预警领域的研究热点,逐步形成了“异常检测—风险预测—智能控制”协同机制,显著提升了矿山安全预警与风险管控的智能化水平。

3.3 复杂系统建模方法

矿山安全系统是由人员、设备、环境、地质等多要素组合形成的复杂非线性系统,传统数学方法难以准确描述其特性。复杂系统建模方法主要包括图

论与网络分析、拓扑数据分析。

(1) 图论与网络分析。该方法将矿山安全系统抽象为网络模型,识别安全风险的传播路径与关键节点,适用于事故链分析、风险传播模拟等场景。该方法可识别井下关键工作面与核心设备,也能构建事故链网络,明确事故演化路径。该方法优点是能直观呈现安全系统中各要素的关联关系,缺点是无法量化节点间的相互作用强度。

(2) 拓扑数据分析。该方法通过提取系统的全局与局部特征,识别系统从正常状态向临界状态转变的前兆,适用于灾害临界状态识别、系统稳定性分析等场景。目前,该方法已应用于边坡坍塌、冲击地压预警及微震事件演化规律分析。该方法的优点是能识别传统方法难以发现的前兆特征,缺点是计算复杂度高,应用尚处于初步阶段。

3.4 机理-数据混合驱动模型

传统数据驱动模型往往存在泛化能力不足、可解释性较差等问题,难以适配矿山复杂多变的场景。因此,机理-数据混合驱动模型成为研究热点。该方法的目标是实现"机理指导数据、数据优化机理",提升矿山安全风险智能预警的科学性与泛化能力。

物理信息神经网络(PINN)是该技术方法的典型算法,通过在损失函数中加入物理约束条件,使模型在拟合实测数据的同时,满足物理约束。

此外,有限元与机器学习相结合、CFD 与数据驱动模型融合等方式也得到广泛应用。该类方法通过模拟数据补充真实数据量,优化模型训练效果。

3.5 数字孪生模型

数字孪生模型是物理矿山、虚拟矿山、数据链路与服务应用深度融合的集成化模型,本质是各类数学方法的综合应用,是支撑三大核心场景的关键载体。

数字孪生模型的应用主要通过以下 4 个步骤实现:(1)基于三维激光扫描、实景三维、地质勘察等数据构建矿山虚拟三维模型;(2)通过物联网采集物理矿山实时数据,经数据处理后实现虚实数据同步;(3)嵌入各类数学方法,如利用基础统计与时空分析处理实时数据,利用机器学习构建预警模型,利用复杂系统建模识别脆弱节点,利用混合驱动模型优化仿真精度等;(4)开展超前仿真、风险预警、应急演练等服务,并将决策指令反馈至物理矿山,实现全流程协同。

在露天矿山,数字孪生模型可实现边坡坍塌风险超前预警;在煤矿中,数字孪生模型可实现瓦斯爆炸灾害模拟与应急决策优化。数字孪生模型解决了单一方法难以适配复杂系统的问题,是未来矿山安全智能化发展的核心方向。

3.6 应用场景与数学方法协同框架

基于上述研究,本文构建了应用场景与数学方法协同框架,明确不同应用场景下数学方法的选择与组合方式。

(1) 灾害风险动态预测场景的方法协同。该场景以多源数据融合与非线性风险映射为核心需求。

基础统计与时空分析负责数据预处理与特征提取,为模型训练提供高质量输入;随机森林、XGBoost、支持向量机等机器学习方法适用于对数据集进行风险分类与回归预测;LSTM、CNN、Transformer 等深度学习方法则凭借强大的时序与空间特征提取能力,支撑高精度预测;机理-数据混合驱动模型可引入物理约束,有助于改善模型的泛化能力与应用效果;复杂系统建模方法在此场景中作为辅助,用于识别风险传播路径与关键节点。

(2) 人-机-环全要素实时感知与智能管控场景的方法协同。该场景强调实时性、边缘计算与闭环控制。

基础统计与时空分析用于实时数据的快速统计与空间插值处理;机器学习,尤其是轻量级模型,部署于边缘终端,承担人员行为识别、设备故障诊断与环境异常检测等任务;机器学习与深度学习用于优化调控策略,如设备自适应控制;数字孪生模型在该场景中作为集成载体,实现矿山真实场景与模型状态的同步。

(3) 事故链追溯与模拟的应急决策优化场景的方法协同。该场景核心任务为事故成因追溯、灾害发展趋势预测及应急资源优化调度。

复杂系统建模用于搭建事故链网络,识别风险传播路径,为事故追溯提供支持;机理-数据混合驱动模型用于优化预警结果,提升预测的可靠性;机器学习与深度学习用于分析事故数据的变化趋势,辅助识别事故前兆特征;基础统计与时空分析则通过对历史事故数据进行统计,为应急决策提供参考;数字孪生模型作为上述方法的集成载体,支持多情景模拟与应急决策的优化。

不同场景下的数学方法并非独立运用,而是根据场景的核心需求进行组合与嵌套。基础统计与时空分析作为底层支撑,服务于所有场景的数据预处

理与特征提取;机器学习与深度学习构成风险识别、预警的关键层级;复杂系统建模与机理-数据混合驱动模型可以提升预警的可靠性;数字孪生模型作为顶层集成,实现多类方法的融合与场景化应用。该协同框架能为矿山安全智能预警系统的设计和数学方法选择提供技术参考。

4 结论

本文围绕矿山安全风险智能预警技术,从典型应用场景与数学方法融合开展了系统研究,得出以下主要结论。

(1) 通过对灾害风险动态预测、人-机-环全要素实时感知与智能管控、事故链追溯与模拟的应急决策优化三大典型场景分析,揭示了矿山安全预警技术"从单一到多元、从传统到智能""从离散监测到闭环控制""从经验驱动到智能辅助"的演进规律。同时,总结了各应用场景面临的现实挑战,包括模型可解释性差、多源异构数据融合困难、跨矿区推广应用受限等。

(2) 系统梳理了支撑场景实现的数学方法。基础统计与时空分析是风险预警的基础,可完成数据预处理与特征提取;机器学习与深度学习具有强大的非线性拟合与数据处理能力,可用于风险预测、数据分类和应急决策;复杂系统建模方法能够分析矿山安全系统各要素数据的关联特征;机理-数据混合驱动模型则可以显著提升模型的科学性、泛化能力与可解释性;数字孪生模型通过集成各类数学方法,构建了矿山实景与模型的实时交互,实现了矿山安全的仿真、监测、预警与决策优化。

(3) 构建了应用场景与数学方法协同框架,明确了不同场景下数学方法的选择逻辑。灾害风险动态预测侧重机器学习与深度学习;人-机-环全要素实时感知与智能管控依赖多源数据融合与本地部署;事故链追溯与模拟的应急决策优化则需要多种数学方法的综合支撑。该框架为矿山安全智能预警系统的设计提供了可参考的技术路径。

参考文献(References):

[1] 朱万成,徐晓冬,李磊,等.金属矿山地质灾害风险智能监测预警技术现状与展望[J].金属矿山,2024(1):20-44.
Zhu Wancheng, Xu Xiaodong, Li Lei, et al. Status and prospect of intelligent monitoring and early-warning technology of geological disaster risk at metal mines[J]. Metal Mine,2024(1):20-44.

[2] 杨能斌,褚向武.基于物联网技术的煤矿安全风险监测预警系统研究[J].科技与创新,2024(22):67-70.
Yang Nengbin, Chu Xiangwu. Research on the monitoring and early warning system for coal mine safety risks based on internet of things technology[J]. Science and Technology & Innovation,2024(22):67-70.

[3] 李永勤,王海山,白仕军.安全集中监测系统在智能矿山中的应用[J].工矿自动化,2023,49(增刊 2):47-51.
Li Yongqin, Wang Haishan, Bai Shijun. Application of centralized safety monitoring system in intelligent mines[J]. Journal of Mine Automation,2023,49(Suppl.2):47-51.

[4] 张水平,熊思超,陈乐.矿山全员安全风险管控数字化平台的研究与应用[J].矿业研究与开发,2024,44(5):234-242.
Zhang Shuiping, Xiong Sichao, Chen Le. Research and application of digital platform for safety risk management and control of all mine staff[J]. Mining Research and Development,2024,44(5):234-242.

[5] 刘立仁,霍雷敏,谷民帅,等.基于边缘计算的顶板压力监测关键技术研究[J].煤矿安全,2026,57(3):227-236.
Liu Liren, Huo Leimin, Gu Minshuai, et al. Research on key technologies of roof pressure monitoring based on edge computing[J]. Safety in Coal Mines,2026,57(3):227-236.

[6] 蒋普先,周锐,陈光俊,等.矿山地压安全监测预警平台[J].中国矿业,2025,34(增刊 1):225-229.
Jiang Puxian, Zhou Rui, Chen Guangjun, et al. Mine ground pressure safety monitoring and early warning platform[J]. China Mining Magazine,2025,34(Suppl.1):225-229.

[7] 杨洋,马昆,王立兵,等.基于 AI 识别模型的智慧矿山井上/下安全预警系统构建及应用[J].金属矿山,2025(7):124-136.
Yang Yang, Ma Kun, Wang Libing, et al. Construction and application of an intelligent mine safety early warning system for surface and underground operations based on AI recognition model[J]. Metal Mine,2025(7):124-136.

[8] 曹亚利,李振雷,刘旭东,等.基于卷积神经网络的冲击地压预警方法研究[J].中国安全生产科学技术,2022,18(10):101-108.
Cao Yali, Li Zhenlei, Liu Xudong, et al. Research on early-warning method of rockburst based on convolutional neural network[J]. Journal of Safety Science and Technology,2022,18(10):101-108.

[9] 李国清,李学玉,侯杰,等.矿山安全隐患辨识与预警大数据分析系统研发[J].金属矿山,2022(6):129-137.
Li Guoqing, Li Xueyu, Hou Jie, et al. Development of big data analysis system for mine safety hazard identification and early warning[J]. Metal Mine,2022(6):129-137.

[10] 杨小聪,蒋合国.新质生产力引领深部金属矿山安全高效开采:以毛坪铅锌矿深部开采实践为例[J].中国矿业,2024,33(5):9-21.
Yang Xiaocong, Jiang Heguo. New quality productive forces leads the safe and efficient mining of deep metal mines: taking deep mining practice of Maoping Lead-Zinc Mine as an example[J]. China Mining Magazine,2024,33(5):9-21.

[11] 董培林,寇向宇,吴玓文,等.数字孪生技术在矿山物联网管控系统的应用[J].矿业研究与开发,2022,42(10):163-168.
Dong Peilin, Kou Xiangyu, Wu Diwen, et al. Application of digital twin technology in mine internet of things management and control system[J]. Mining Research and Development,2022,42(10):163-168.

[12] 戴春雷.我国矿山智能化研究进展及大模型应用前景[J].工矿自动化,2024,50(增刊2):1-11+22.
Dai Chunlei. Progress of intelligent mine research and the prospects for mine large model applications in China[J]. Journal of Mine Automation,2024,50(Suppl.2):1-11+22.

[13] 李山.矿用锂电池驱动设备安全监控与热失控预警技术探讨[J].中国矿业,2025,34(增刊2):593-597.
Li Shan. Discussion on safety monitoring and thermal runaway early warning technology for mining lithium battery-powered equipment[J]. China Mining Magazine, 2025,34(Suppl.2):593-597.

[14] 王占平,张志慧,屈楠,等.模糊贝叶斯网络在露天矿山智能监测预警的研究[J].中国安全生产科学技术,2025,21(增刊1):43-50.
Wang Zhanping, Zhang Zhihui, Qu Nan, et al. Research on fuzzy Bayesian network in intelligent monitoring and early warning of open pit mines[J]. Journal of Safety Science and Technology,2025,21(Suppl.1):43-50.

[15] Song Yue, Wang Enyuan, Yang Hengze, et al. Prediction of time-energy-location of microseismic events induced by deep coal-energy mining: deep learning approach[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering,2025,17(1): 233-244.

[16] 杜祎玮,任富强,常来山.三维激光扫描技术在国内矿山领域的应用[J].矿业研究与开发,2021,41(12):154-160.
Du Yiwei, Ren Fuqiang, Chang Laishan. Application of 3D laser scanning technology in domestic mine field[J]. Mining Research and Development,2021,41(12):154-160.

[17] Luo Qiaomu, Li Naiping, Dong Longjun, et al. Human-machine-environment temperature field monitoring and analysis in deep high-temperature mining areas[J]. Journal of Mountain Science,2025,22(8):2747-2764.

[18] 汪晔欢,王勇,孔令伟,等.基于原位多功能孔压静力触探的含浅层气地层识别与应用[J].岩土力学,2022,43(12): 3474-3483.
Wang Yehuan, Wang Yong, Kong Lingwei, et al. Identification of shallow gas-bearing strata based on in situ multi-function piezocone penetration test and its application [J]. Rock and Soil Mechanics,2022,43(12):3474-3483.

[19] 陈正汉,郭楠.非饱和土与特殊土力学及工程应用研究的新进展[J].岩土力学,2019,40(1):1-54.
Chen Zhenghan, Guo Nan. New developments of mechanics and application for unsaturated soils and special soils[J]. Rock and Soil Mechanics,2019,40(1):1-54.

[20] 张诏飞,席伟.基于FLAC3D-RAR的边坡稳定性分析和监测预警[J].矿业研究与开发,2023,43(5):63-68.
Zhang Zhaofei, Xi Wei. Slope stability analysis, monitoring and early warning based on FLAC3D-RAR[J]. Mining Research and Development,2023,43(5):63-68.

[21] 李富伟,孙玉澄,李广,等.非煤地下矿山机电设备全生命周期安全技术研究与应用[J].矿业研究与开发,2022,42(8): 165-172.
Li Fuwei, Sun Yucheng, Li Guang, et al. Research and application of safety technology for the whole life cycle of electromechanical equipment in non-coal underground mines [J]. Mining Research and Development, 2022, 42(8): 165-172.

[22] Zhou Xuanchao, Wang Xin, Zhao Yanhong, et al. Design of intelligent comprehensive management and control system for mine auxiliary safety risks based on RFID technology [C]//Fifth International Conference on Green Energy, Environment, and Sustainable Development (GEESD 2024), Washington, D.C.: SPIE, 2024:132792D.

[23] 方晓,洪继坤,王洪琦.智慧煤矿安全管理中智能化视频识别技术的应用[J].现代工业经济和信息化,2023,13(2): 184-185+189.
Fang Xiao, Hong Jikun, Wang Hongqi. Analysis of application of intelligent video recognition technology in intelligent coal mine safety management[J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2023, 13(2): 184-185+189.

[24] Wang Yunna, Zhou Genru, Wei Honglei, et al. Intelligent Remote Video and Image Recognition Technology Applied in Coal Mine Risk Assessment [C]//2024 IEEE 2nd International Conference on Electrical, Automation and Computer Engineering. New York: IEEE,2024:1284-1290.

[25] 王旭,唐绍辉,潘懿,等.基于三维激光扫描技术的高陡边坡监测预警研究[J].矿业研究与开发,2018,38(11):75-78.
Wang Xu, Tang Shaohui, Pan Yi, et al. Research on monitoring and early warning of high-steep slope based on 3D laser scanning technology[J]. Mining Research and Development,2018,38(11):75-78.

[26] 王明明,曹一冰,华一新,等.实景三维背景下事件的概念、分类与数据模型研究进展及展望[J].地球信息科学学报, 2025,27(7):1532-1550.
Wang Mingming, Cao Yibing, Hua Yixin, et al. Progress and prospects of event concepts, classification, and data models in the context of realistic 3D[J]. Journal of Geo-information Science,2025,27(7):1532-1550.

[27] 李澎,赵爱华.感知数据分析技术在矿井安全风险预警中的应用[J].山东煤炭科技,2024,42(6):170-174+180.
Li Peng, Zhao Aihua. Application of perceived data analysis technology in mine safety risk early warning[J]. Shandong Coal Science and Technology,2024,42(6):170-174+180.

[28] Miao Dejun, Lyu Yueying, Yu Kai. Research on coal mine hidden danger analysis and risk early warning technology based on data mining in China[J]. Process Safety and Environmental Protection,2023,171:1-17.

[29] Dong Jianjun, Qin Yu, Xie Zhengquan. Research on risk identification and early warning of bolt failure in coal mine roadway[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(11): 19192-19202.

[30] Shu Chuanzeng, Meng Zhiguo, Yang Ying, et al. Deep learning-based InSAR time-series deformation prediction in coal mine areas[J]. Geo-Spatial Information Science,2025, 28(5):2119-2141.

[31] 丁恩杰,俞啸,夏冰,等.矿山信息化发展及以数字孪生为核心的智慧矿山关键技术[J].煤炭学报,2022,47(1):564-578.
Ding Enjie, Yu Xiao, Xia Bing, et al. Development of mine informatization and key technologies of intelligent mines[J]. Journal of China Coal Society,2022,47(1):564-578.

[32] 李法平. 煤矿安全风险评价与预警系统研究[J].煤炭技术, 2018,37(5):324-326.
Li Faping. Research on coal mine safety risk assessment and early warning system[J]. Coal Technology, 2018, 37(5): 324-326.

[33] 廖珊珊.基于灰色关联度的矿山地下空间坍塌风险预警[J]. 有色金属(矿山部分),2026,78(1):223-230.
Liao Shanshan. Risk warning of underground space collapse in mines based on grey correlation degree[J]. Nonferrous Metals (Mining Section),2026,78(1):223-230.

[34] 黄舒婷,孟华.厦门大学应急管理研究中心;福建省矿山安全风险指数预警指数模型在厦大首发助力矿山安全治理与防灾减灾[J].安全与健康,2025(4):30-31.
Huang Shuting, Meng Hua. Xiamen University emergency management research center; Fujian Province's mine safety risk index early warning index model launched at Xiamen University, assisting in mine safety governance and disaster prevention and mitigation[J]. Safety & Health, 2025(4): 30-31.

[35] 丁目佳,张亦冰.基于 AHP-IE-MEA 模型的矿山生态安全风险预警[J].干旱区资源与环境,2017,31(10):83-89.
Ding Rijia, Zhang Yibing. Risk early-warning for mine ecological security based on "AHP-IE-MEA" model[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2017, 31(10):83-89.

[36] 姜进成,刘业献,曹怀轩,等.基于 BES-RBF 神经网络的矿山重大灾害风险预警方法[J].华南地震,2025,45(4):180-186.
Jiang Jincheng, Liu Yexian, Cao Huaixuan, et al. Risk warning method for major mining disasters based on BES-RBF neural network[J]. South China Journal of Seismology,2025,45(4):180-186.

[37] Yu Kai, Zhou Lujie, Jin Weiqiang, et al. Prediction of coal mine risk based on BN-ELM: gas risk early warning including human factors[J]. Resources Policy,2024,98:105295.

[38] 戴锐,邵婕,张达,等.矿山采动过程震动信号人工智能自动分类方法研究[J].Applied Geophysics,2025,22(2):354-364+556-557.
Dai Rui, Shao Jie, Zhang Da, et al. Artificial intelligence method for automatic classification of vibration signals in the mining process[J]. Applied Geophysics, 2025, 22(2): 354-364+556-557.

[39] Song Yue, Wang Enyuan, Yang Hengze, et al. Microseismic source location using deep learning: a coal mine case study in China[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering,2024,16(9):3407-3418.

[40] Shu Longyong, Yuan Liang, Li Qixian, et al. Response characteristics of gas pressure under simultaneous static and dynamic load: implication for coal and gas outburst mechanism[J]. International Journal of Mining Science and Technology,2023,33(2):155-171.

[41] 毛善君,杨乃时,高彦清,等.煤矿分布式协同"一张图"系统的设计和关键技术[J].煤炭学报,2018,43(1):280-286.
Mao Shanjun, Yang Naishi, Gao Yanqing, et al. Design and key technology research of coal mine distributed cooperative "one map" system[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(1):280-286.

[42] 李鹏,王鹏.基于物联网的矿山水工环地质灾害风险预警系统应用[J].中国金属通报,2021(3):196-197.
Li Peng, Wang Peng. Application of IoT-based mine hydrogeological disaster risk early warning system[J]. China Metal Bulletin,2021(3):196-197.

[43] 朱敏,王亚军,杨春,等.基于组合赋权的矿山应急救援体系灰色 VIKOR 评估模型研究[J].矿业研究与开发,2026,46(2):260-270.
Zhu Min, Wang Yajun, Yang Chun, et al. Research on grey VIKOR model for evaluating emergency rescue system of metal mines based on combination weighting[J]. Mining Research and Development,2026,46(2):260-270.

[44] Ray Santosh Kumar, Khan Asfar Mobin, Mohalik Niroj Kumar, et al. Review of preventive and constructive measures for coal mine explosions:an Indian perspective[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2022,32(3):471-485.

[45] Shi Junwei, Meng Xiangrui, Chen Zhangliang, et al. Application of big data technology in prediction and prevention of rock burst[C]//2020 2nd International Conference on Applied Machine Learning and Data Science (ICAMLDS 2020). Bristol: IOP Publishing, 2020, 1629:012089.