



煤炭学报
Journal of China Coal Society
ISSN 0253-9993, CN 11-2190/TD

《煤炭学报》网络首发论文

题目： 基于知识增强的冲击地压垂域大模型构建及应用
作者： 曹安业，杨旭，李庚，张克嘉，鲍衷旭，窦林名，谢永勤，王崧玮，李东
DOI： 10.13225/j.cnki.jccs.2025.1659
网络首发日期： 2026-03-17
引用格式： 曹安业，杨旭，李庚，张克嘉，鲍衷旭，窦林名，谢永勤，王崧玮，李东. 基于知识增强的冲击地压垂域大模型构建及应用[J/OL]. 煤炭学报.
<https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2025.1659>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

doi:10.13225/j.cnki.jccs.2025.1659

基于知识增强的冲击地压垂域大模型构建及应用

曹安业^{1,2,3}, 杨旭^{4,5}, 李庚¹, 张克嘉⁴, 鲍衷旭^{4,5}, 窦林名¹, 谢永勤¹, 王崧玮², 李东⁶

(1. 中国矿业大学 矿业工程学院, 江苏 徐州 221116; 2. 新疆大学 地质与矿业工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830046; 3. 中国矿业大学 江苏省矿山地震监测工程实验室, 江苏 徐州 221116; 4. 中国矿业大学 计算机科学与技术学院/人工智能学院, 江苏 徐州 221116; 5. 中国矿业大学 矿山数字化教育部工程研究中心, 江苏 徐州 221116; 6. 应急管理大学 矿山安全学院, 河北 廊坊 065201)

摘要: 冲击地压是深部煤矿开采中的重大动力灾害, 其有效防治高度依赖于领域专业知识与实时监测数据的深度融合。通用大语言模型在冲击地压防治中面临三大瓶颈: 领域知识深度不足、动静态信息融合能力弱、输出结果可靠性不足。为此, 本研究构建了一种基于知识增强的冲击地压垂域大模型 (DeepRB)。该模型以通用大模型 Qwen3-8B 为基座, 通过强模型知识蒸馏策略构建了高质量冲击地压领域语料库, 结合低秩自适应技术实现高效微调, 并引入检索增强生成机制, 动态融合静态规范与实时监测数据。为系统评估模型性能, 研究设计了覆盖机理与理论、监测与预警、防治与解危、管理与应急响应四个维度的专业测试集, 测试集实验结果表明, 微调后的领域模型在测试集上总体准确率达 93.01%, 显著优于通用大模型。基于所构建的垂域大模型, 研发了冲击地压知识问答、震源机制与参数分析、冲击危险预警分析日报生成三个功能型智能体, 并基于多智能体协同应用开发了冲击地压智能决策平台, 实现了对微震、应力等多源异构监测数据的自动集成、智能分析与结构化报告生成。在内蒙古某冲击地压工作面的工程应用表明, 该平台能够针对底鼓、大能量微震等具体问题, 深度融合规程文本与实时数据, 提出机理清晰、措施具体的防控建议, 在条款理解深度、场景适配性与工程可操作性方面均展现显著优势。本研究为提升冲击地压防控智能化水平、降低矿山安全风险提供了新的技术路径。

关键词: 冲击地压; 垂域大模型; 知识蒸馏; 检索增强生成; 智能预警

文献标识码: A

Construction and Application of a Knowledge-Augmented Large-Scale Model for Rockburst Vertical Zones

CAO Anye^{1,2,3}, YANG Xu^{4,5}, LI Geng¹, ZHANG Kejia⁴, BAO Zhongxu^{4,5}, DOU Linming¹, XIE Yongqin¹, WANG Songwei², LI Dong⁶

(1. School of Mines, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China; 2. School of Geology and Mining Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, Xinjiang, China; 3. Jiangsu Engineering Laboratory of Mine Earthquake Monitoring and Prevention, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China; 4. School of Computer Science and Technology / School of Artificial Intelligence, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China; 5. Mine Digitization Engineering Research Center of the Ministry of Education, Xuzhou, Jiangsu 221116, China; 6. School of Mine Safety, University of Emergency Management, Langfang, Hebei 065201, China)

Abstract: Rockbursts are a major dynamic hazard in deep coal mining, characterized by sudden onset and severe destructive potential. Effective prevention and control require a deep integration of specialized domain knowledge and real-time monitoring data. Although large language models perform well on general tasks, their application in high-risk vertical domains such as rockburst prevention faces several challenges, including gaps in domain knowledge, limited ability to incorporate dynamic information, and the high cost of full-parameter fine-tuning. To address these limitations, this study proposes a knowledge-enhanced domain-specific modeling framework for rockburst applications, built upon a general large language model. We first construct a high-quality domain

基金项目: 国家自然科学基金项目(52274098, 52504269); 江苏省创新支撑计划国际科技合作/港澳台科技合作-重点国别产业技术研发合作资助项目(BZ2023050); 国家重点研发计划(2024YFC3013802)

第一作者: 曹安业(1982-), 男, 江苏省盐城市人, 教授, 博士生导师。E-mail: caoanye@163.com

通讯作者: 杨旭(1995-), 男, 江苏徐州人, 副教授, 博士。E-mail: yang_xu@cumt.edu.cn

corpus through knowledge distillation and apply LoRA-based fine-tuning to improve model adaptability. We then introduce a retrieval-augmented generation (RAG) mechanism to dynamically integrate static regulatory documents—such as industry standards and technical guidelines—with real-time monitoring data. To systematically evaluate model performance, we developed a domain-specific test set encompassing four dimensions: mechanisms and theory, monitoring and early warning, prevention and hazard mitigation, and management and emergency response. Experimental results show that the fine-tuned domain model achieves an overall accuracy of 93.01%, substantially outperforming general models of comparable size. Based on the proposed domain-specific model, three task-oriented intelligent agents were developed: a knowledge question - answering agent, a seismic source analysis agent, and a daily report generation agent for rockburst risk warning. These agents were further integrated through a multi-agent collaborative framework to create a decision-support system for rockburst management, enabling automatic integration, intelligent analysis, and structured reporting of heterogeneous monitoring data such as microseismic and stress measurements.. Field deployment at a rockburst-prone mining face in Inner Mongolia demonstrates that the model can integrate regulatory documents with real-time data to generate clear, mechanism-based, and actionable recommendations for issues such as floor heave and high-energy microseismic events. It shows strong advantages in regulatory interpretation, contextual adaptability, and engineering practicality. This study offers a new technical pathway for enhancing the intelligence of rockburst prevention and reducing safety risks in mining operations.

Keywords: Rockburst; Vertical Domain Large Model; Knowledge Distillation; Retrieval-Enhanced Generation; Intelligent Early Warning

近年来, 大语言模型 (Large Language Models, LLMs) 在自然语言处理领域引发的范式变革已延伸至诸多垂直行业^[1-3]。从基于海量通用语料预训练获得的强大知识表征与上下文推理能力出发, 诸如 DeepSeek、GPT 系列、文心一言等模型, 已在医疗、法律、金融等专业领域展现出广泛的应用潜力与初步的研究价值^[4,5]。然而, 当通用大模型直接迁移至采掘环境结构复杂、灾害诱发机理高度耦合, 决策容错率极低且安全风险巨大的矿业工程领域, 特别是深部煤矿开采中的冲击地压灾害防控时, 其有效性与可靠性仍面临严峻挑战。

冲击地压作为深部煤开采中的重大动力灾害, 其机理复杂、诱因多元, 具有突发性、强破坏性和难以预测等特点, 不仅会对井巷及设备造成严重损毁, 威胁作业人员生命安全, 还可能进一步引发煤与瓦斯突出以及瓦斯煤尘爆炸等次生灾害, 对矿山安全生产构成极大威胁^[6-9]。其有效防治高度依赖于对领域专业知识 (如行业规程、专家经验) 与多源实时监测数据 (如微震、应力、地音) 的深度融合与动态解读。将通用大模型直接应用于此高风险垂直领域, 主要存在三大瓶颈:

第一, 通用大模型领域知识深度不足。冲击地压领域的知识体系高度专业化, 并散见于行业标准、技术规程、学术论文和工程案例报告中, 既包括《煤矿安全规程》《防治煤矿冲击地压细则》等成体系法律法规, 也包括冲击地压发生能量判据、应力集中系数、能量释放率、卸压钻孔优化等大量工程经验性知识, 并且冲击地压的防控高度依赖现场实时监测数据 (如微震、应力、地音等) 的综合解读与融合^[10,11]。通用大模型的训练语料规模虽宏大, 但冲击地压相关文本占比极低, 导致模型对“应力集中系数”“卸压钻孔参数优化”“能量释放率”等

在领域术语理解和专业知识的深度理解上存在不足, 在冲击地压领域暴露出明显的“知识盲区”和“推理局限”^[12]。

第二, 通用大模型动静态信息融合能力弱。冲击地压防控是一个动态决策过程, 需要将法律法规、工程经验等静态知识与实时监测数据联合分析^[13]。尽管检索增强生成技术被提出以增强模型对外部知识的调用能力, 以弥补静态知识的缺陷^[14], 但现有通用模型在检索结果关联度判断、片段权重分配、多源信息融合以及因果链推断方面仍表现薄弱^[15,16]。例如, 在回答“当前工作面微震事件频发应如何处置”时, 模型需整合实时监测数据、历史案例及规程条款, 而现有大模型往往仅对检索内容进行机械拼接和浅层摘要, 缺乏上下文连贯性与因果逻辑推断^[17]。

第三, 通用大模型输出结果可靠性不足。通用大模型易生成看似合理实则错误的专业内容, 在冲击地压这类安全容错率极低的场景中, 直接采用此类输出可能导致决策误判与风险失控。现有模型缺乏与领域机理模型、专家经验进行自动交叉验证的内在机制, 其结论难以回溯至理论或工程依据, 无法满足矿山安全决策对可解释、可验证的根本要求^[18,19]。

为了应对上述挑战, 本研究构建了基于知识增强的冲击地压垂域大模型 (DeepRB)。该模型以通用大模型 Qwen3-8B 为基座, 通过强模型知识蒸馏策略构建了高质量冲击地压领域语料库, 并采用低秩自适应技术 (Low-Rank Adaptation, LoRA) 实现高效参数微调, 同时引入改进的检索增强生成机制 (Retrieval-Augmented Generation, RAG) 以动态融合实时监测数据与静态专业知识。在此基础上, 进一步研发了冲击地压知识问答、震源机制与参数分

析、冲击危险预警分析日报生成三个功能型智能体。本研究旨在构建一个知识可靠、响应精准、推理可解释的冲击地压智能决策平台，不仅为冲击地压智能预警与精准防治提供了新的技术路径，也为矿山等高危垂直领域中大模型的安全可信落地提供了可行范例。

1 冲击地压垂域大模型构建

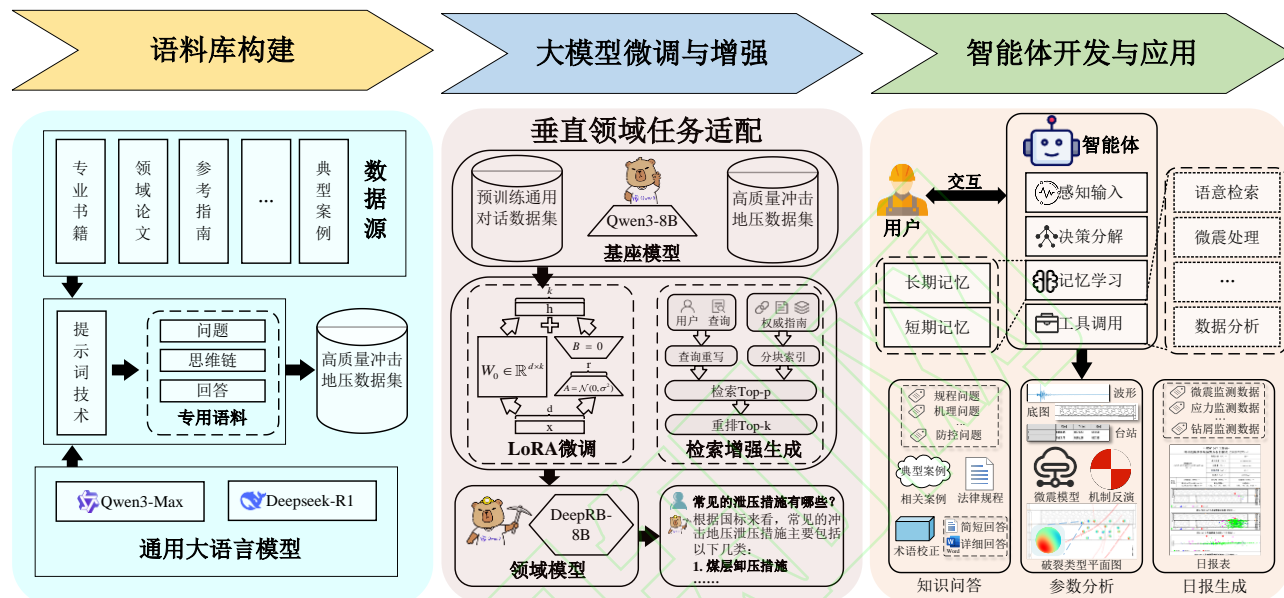


图1 冲击地压垂域大模型体系架构图

Fig. 1 Architecture Diagram of the Large-Scale Model System for Rockburst Vertical Zones

1.1 冲击地压垂域大模型微调方法

高质量领域语料是构建垂域大模型的基础^[21]。针对冲击地压领域数据稀缺、专家标注成本高的问题，本研究提出一种基于强模型知识蒸馏的自动化语料构建方法。首先，从《防治煤矿冲击地压细则》《煤矿安全规程》及学术论文、工程报告中抽取非结构化文本，经清洗与结构化处理后形成语义连贯的文本片段；在此基础上，利用 DeepSeek-R1 与 Qwen3-Max 两个高性能通用大语言模型，通过两阶段引导策略生成高质量问答对与思维链数据：第一阶段，引导模型基于上述文本片段自主生成符合领域背景的问题；第二阶段，将所生成问题连同原始文本片段作为上下文输入，要求模型据此生成答案及推理过程。该设计确保了思维链严格依托于真实规范与技术文献，从而在源头上保障其在冲击地压力学逻辑上的正确性与专业一致性，最终构建形成覆盖典型场景与关键知识点的冲击地压专用语料库。

在语料库构建基础上，为实现基座模型向冲击地压领域的高效适配，并控制训练成本，本研究采用低秩自适应（Low-Rank Adaptation, LoRA）技术

通用大语言模型在冲击地压防治领域存在显著局限，主要体现在领域知识不足、动态信息融合能力弱及全参数微调成本高^[20]。为此，本章构建了一种知识增强型冲击地压垂域大模型，该模型构建是以通用大模型（Qwen3-8B）为基座，通过模型微调与检索增强生成 2 个核心步骤实现。

进行参数高效微调^[22]。LoRA 通过在原始权重旁引入低秩分解矩阵，仅训练少量新增参数即可实现高性能的任务适配，其核心权重更新公式如下：

$$W' = W + \Delta W = W + AB$$

$W \in R^{d \times r}$ 为预训练的原始权重矩阵， W' 为微调后的权重矩阵， ΔW 为低秩更新矩阵， $A \in R^{d \times r}$ ， $B \in R^{r \times k}$ ，且秩 $r \leq \min(d, k)$ 。在训练过程中， W_0 被冻结，不接收梯度更新，而 A 和 B 包含可学习的参数并被优化。假设输入为 x ，前向计算过程表示为：

$$h = Wx + \Delta Wx = Wx + ABx$$

h 表示计算过程的输出。在初始阶段， A 用随机高斯分布初始化 $N(0,1)$ ， B 初始化为零矩阵，以确保初始时刻 $\Delta W = AB$ 为零，使模型行为与预训练基座完全一致，从而避免初始阶段的性能震荡。通过这种方式，LoRA 极大促进了模型的领域自适应训练。

在模型微调阶段，将 LoRA 适配器集成至原模型的注意力层与多层感知机层，采用 AdamW 优化器并配合余弦退火学习率调度策略。超参数设置如下：初始学习率为 5×10^{-5} ，LoRA 秩 r 设为 64，Alpha 参数设置为 128，Dropout 率为 0.05，总计训练 5 个

Epoch。该配置使模型在冲击地压领域任务上稳定收敛的同时，有效保持了其通用语言理解能力，其中可训练参数量仅占模型总参数的 2.09%。

为系统评估微调后模型在冲击地压领域的综合能力，本研究构建了涵盖客观题与主观题的多维度专业测试集。

在客观题测评方面，从领域语料库中筛选出未参与模型训练且未公开的问答对数据，利用提示词工程技术，通过大语言模型将其重构为单项选择题，构建覆盖冲击地压机理与理论、监测与预警、防治与解危、管理与应急响应四个子领域的专业测试集，共包含 4478 道单项选择题。该测试集旨在通过未见过的题目，全面检验模型在领域知识理解、推理判断及泛化能力上的表现，避免模型对预训练阶段已见公开题目的简单记忆。各方向题目分布情况详见表 1。

在主观题测评方面，为深入考察模型在开放生成任务上的表现，本研究从领域语料库中筛选出未参与训练的问题作为主观题测试样本，共 213 道题目，同样覆盖上述四个专业子领域。在主观题评估过程中，本研究采用当前大语言模型评估中广泛应用的基于 LLM 的自动评分方法^[28]，选取 Gemini 3 与 ChatGPT-5.2 作为评估模型，对模型回答进行综

合评分。评估时，将参考文本片段、问题及模型生成的回答一并输入评估模型，以获取细粒度、多维度的量化评价结果，从而更全面地反映模型在冲击地压专业任务上的实际表现。

表 1 测试数据分布

领域	客观题数量	主观题数量
(1) 机理与理论	1370	63
(2) 监测与预警	1346	56
(3) 防治与解危	1057	49
(4) 管理与应急响应	705	45
总计	4478	213

基于上述测试数据集，本研究对多个代表性开源大语言模型进行了系统性评估。客观题评估采用准确率作为核心指标，分别在四个专业子领域及总体表现上进行量化对比；主观题评估则采用基于大语言模型的自动评分方法，从知识准确性、内容完整性、专业深度及逻辑严谨性四个维度进行 1 至 5 分的量化打分，以全面衡量模型在开放生成任务上的回答质量。如表 2 与表 3 所示，参与评测的模型包括不同参数规模的通用模型及本研究微调得到的领域专用模型，以全面分析模型在冲击地压专业任务上的性能差异。

表 2 各模型在冲击地压客观题测试集上的准确率对比

开源模型	机理与理论部分正确率	监测与预警部分正确率	防治与解危部分正确率	管理与应急响应部分正确率	总正确率
DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B	89.64%	91.31%	88.27%	89.08%	89.73%
DeepSeek-R1-Distill-Qwen-32B	91.68%	91.46%	90.92%	91.06%	91.34%
Qwen3-32B	91.31%	93.09%	91.67%	92.06%	92.05%
Llama3-70B	90.15%	90.19%	87.42%	93.48%	90.04%
Llama3-8B	88.91%	89.23%	86.47%	85.53%	87.90%
Qwen3-8B	90.80%	92.20%	89.12%	90.07%	90.71%
DeepRB	92.41%	93.98%	92.43%	93.19%	93.01%

表 3 各模型在冲击地压主观题测试集上的评分对比

开源模型	知识准确性	内容完整性	专业深度	逻辑严谨性	平均分
DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B	4.01	3.85	3.9	3.98	3.94
DeepSeek-R1-Distill-Qwen-32B	4.25	4.18	4.2	4.22	4.21
Qwen3-32B	4.38	4.3	4.32	4.4	4.35
Llama3-70B	4.15	4.08	4.05	4.2	4.12
Llama3-8B	3.82	3.75	3.7	3.8	3.77
Qwen3-8B	4.1	4.02	4.28	4.1	4.13
DeepRB	4.51	4.45	4.48	4.52	4.49

1.2 冲击地压垂域大模型知识增强方法

尽管微调后的冲击地压领域大模型已内化部分专业知识,但其参数固化了训练截止时的知识状态,难以响应实时更新的监测数据与防治规程。为此,本文引入检索增强生成技术,通过构建冲击地压领域外部知识库,在推理阶段动态检索与冲击地压问题相关的专业上下文,以提升生成内容的准确性与时效性^[6]。

当用户提出一个冲击地压相关问题 q 时,系统首先对其进行语义优化,以提升后续检索阶段的语义匹配质量,优化后的查询通过 Qwen3-Embedding 嵌入模型将其转换为向量表示^[23]:

$$v_q = \text{Embedding}(q)$$

其中 $v_q = R^d$, d 为嵌入维度。知识库中的文档首先经过切分处理,随后通过同一嵌入模型转换为向量 v_c (其中下标 c 表示文档片段),并存储于向量数据库中,构建结构化的语义索引。针对冲击地压规程等具有明确结构化特征的长文本,本文采用按条款切分的方式,以保持文本在语义与结构上的完整性,确保每个检索单元对应规程中的一个独立知识条目或操作规范。在向量数据库中,通过计算余弦相似度检索初始相关文档^[24]:

$$\text{sim}(v_q, v_c) = \frac{v_q \cdot v_c}{|v_q| \cdot |v_c|}$$

该相似度反映了两个向量在高维空间中的夹角关系,其值越接近 1 表示语义相关性越强。依据该指标进行初步检索,筛选出相似度最高的 Top-P 个候选文档片段作为候选文档。

由于向量相似度检索主要依赖向量空间距离,存在语义细粒度匹配不足的问题,因此在初筛之后进一步利用 Qwen3-Reranker 重排模型计算查询与候选文档之间的深层语义相关分数:

$$S_{\text{rerank}}(q, c) = \text{Reranker}(q, c)$$

依据该分数重排并选取语义相关的 Top-K ($K < P$) 个文档作为模型上下文,将其与原始问题拼接后输入到大模型中进行回答。模型生成回答的过程可表示为:

$$y = \text{LLM}(C, q)$$

其中 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ 表示最终检索得到的上下文集合。

通过这种检索—重排—生成的协同机制,模型能够在推理阶段动态融合外部领域知识,有效提升冲击地压专业问题回答的准确性、专业性与可信度,增强系统对最新工程规程的适应能力。

2 冲击地压垂域大模型驱动的智能体研发

基于所构建垂域的大模型,本章开发了冲击地压知识问答、震源机制与参数分析与、冲击危险预警分析日报生成三个功能型智能体,旨在实现对多源异构监测数据的自动化处理、对专业知识的精准检索与推理,并最终生成可指导现场防控的结构化决策建议。

2.1 冲击地压知识问答智能体

随着人工智能技术特别是大语言模型的迅速发展,面向冲击地压领域的知识问答系统逐渐成为智慧矿山建设的重要研究方向。深部冲击地压矿井受“高应力、高地温、高渗透压和强扰动”等三高一扰动条件影响,灾害表现出高频化、突发性与非线性复杂演化特征,严重威胁矿井安全生产^[9]。然而,传统知识检索与人工经验依赖的技术路径难以满足该领域对专业深度、响应速度与实时智能决策的工程需求。构建冲击地压知识问答智能体,可实现关键领域知识的快速获取、精准解答与可追溯推理,为灾害识别、机理解析与防控决策提供智能化支撑。

在冲击地压知识问答智能体的功能实现方面,系统首先能够自动识别问题类型并执行差异化解答策略:对于政策性与规范性问题,智能体依托专用冲击地压语料库开展高精度语义检索,将冲击地压机理、诱发因素、监测指标及防控技术等知识以结构化形式呈现,实现复杂知识的快速获取;对于特定采掘条件下的监测与防控措施类问题,系统可基于微震数据、围岩应力场、构造条件等信息进行关联推理,为工程技术人员提供灾害演化过程解释与风险等级判断依据,并结合典型案例与规范要求生成工况适应性强的解决策略。

冲击地压知识问答智能体聚焦于矿山安全规范体系与工程实践场景中的高专业度知识服务,基于冲击地压垂域大模型中低秩自适应与检索增强生成技术的深度融合,实现对核心规范文本——如《煤矿安全规程》《防治煤矿冲击地压细则》《煤矿重大灾害风险判定标准》等——的结构化解析与语义层面的精准理解。结合典型冲击地压事故案例库,

智能体能够针对规范中存在解释空间的条款生成具有工程可操作性的建议，同时有效避免传统人工解

读中可能出现的片面性或理解偏差，从而显著提升规范执行的准确性与一致性。

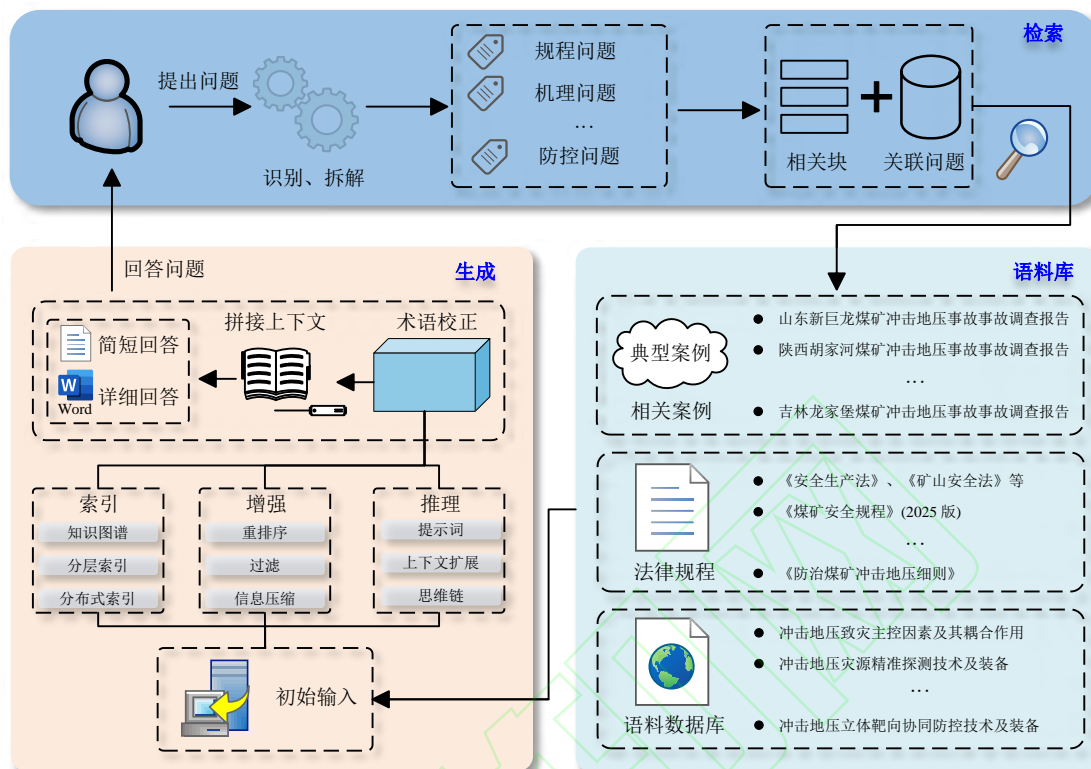


图2 知识问答智能体工作流程图

Fig. 2 Knowledge Q&A Intelligent Agent Workflow Diagram

2.2 震源机制及强矿震震源参数分析智能体

震源机制研究通过解析煤岩破裂的类型、方向和应力特征，揭示冲击地压孕育的微观力学过程与能量释放规律^[25]。其在现场应用中能够判别微震事件的性质与风险，区分结构破裂与高能异常，从而提升监测预警准确性，并为卸压工程与支护设计提供关键理论依据。

智能体依托内置的微震处理基础模型接口^[26,27]，通过调用已有定位与反演算法实现震源机制的自动解析，输出包括震源机制解、断层面参数、主应力轴及震源球图像在内的完整结果。基于输出的震源

机制参数，智能体能够精确识别破裂类型、节面产状及应力场特征，并据此对灾害风险进行动态分级与实时评估。同时，智能体通过融合多源监测数据与历史震例，生成具有时空标记的危险度时序曲线与三维预警图谱，直观呈现矿区风险分布与动态演化趋势。智能体具体的处理流程为：基于筛选后的高精度到时数据，采用 Powell 优化算法进行震源定位反演，通过系统搜索与迭代高效求解地震事件的空间坐标与发震时刻，输出高精度震源位置。定位完成后，系统自动适配适用的矩张量反演方法，完成震源机制解的全自动计算。

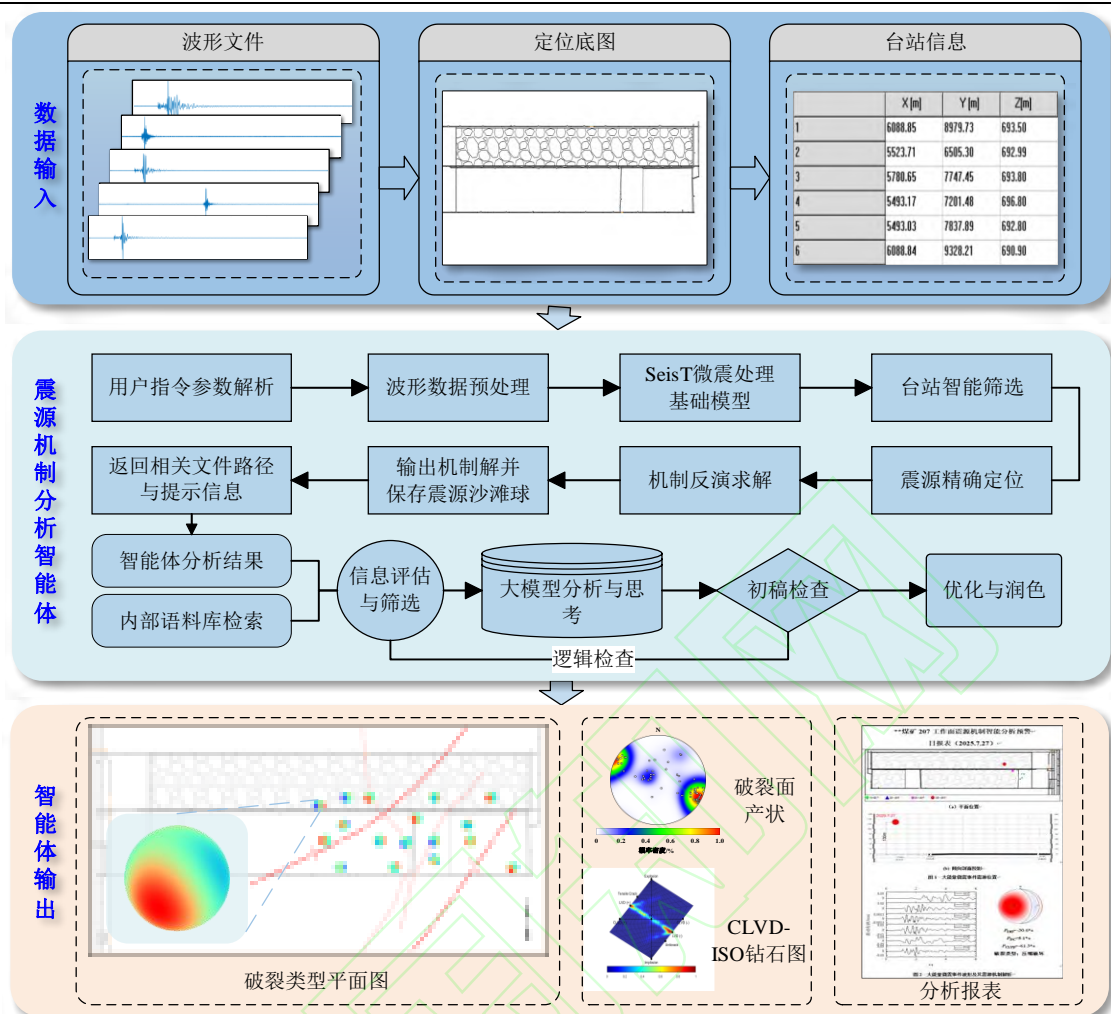


图3 震源分析智能体工作流程图

Fig. 3 Seismic Source Mechanism Analysis Agent Workflow Diagram

2.3 冲击危险多参量预警分析日报智能体

冲击危险预警分析日报涵盖对微震活动、矿压监测、应力变化等多源数据的连续跟踪与综合研判,可及时识别煤矿采掘过程中潜在的冲击地压风险等级及其空间分布^[29]。其核心功能在于实现风险提前预警、指导生产部署、优化采掘参数与巷道布置,并强化重点区域的动态管控,从而有效降低冲击地压发生概率,保障矿井人员与设备安全。然而,现阶段多数日报仍依赖人工整理,存在时效性不足、结果易受人员经验水平影响等局限;部分自动生成的报表仅能呈现数据而缺乏深度分析,难以对矿井生产形成实质性决策支撑。

针对上述问题,研发冲击危险多参量预警分析日报自动生成智能体,可实现矿山多源监测数据的自动化集成、智能分析与结构化报告生成。智能体首先采集并融合微震事件频次与能量、工作面推进

距离、支架压力分布、地音信号等多源异构数据,构建规范化时序数据库,并依据既定的冲击地压预警指标体系,对关键参数的变化趋势进行识别,以判定当前冲击地压风险等级。包括冲击变形能分析、支架压力云图生成及地音数据处理在内的多模块均已实现全流程自动化与智能化判识。

在此基础上,智能体基于内置的报告模版,将监测指标变化趋势转化为规范化的描述语句,如“今日微震总能量较昨日显著增加”或“运顺巷道应力监测达到低预警阈值”。同时,通过对冲击变形能、微震分布及应力集中区的自动提取与综合分析,智能体能够识别潜在高风险区域,并生成具有工程指导价值的分析段落,例如提出“提高卸压孔布置密度”或“适当控制工作面推进速度以缓解应力累积”等针对性建议,为矿井冲击地压防治提供科学依据与决策支持。

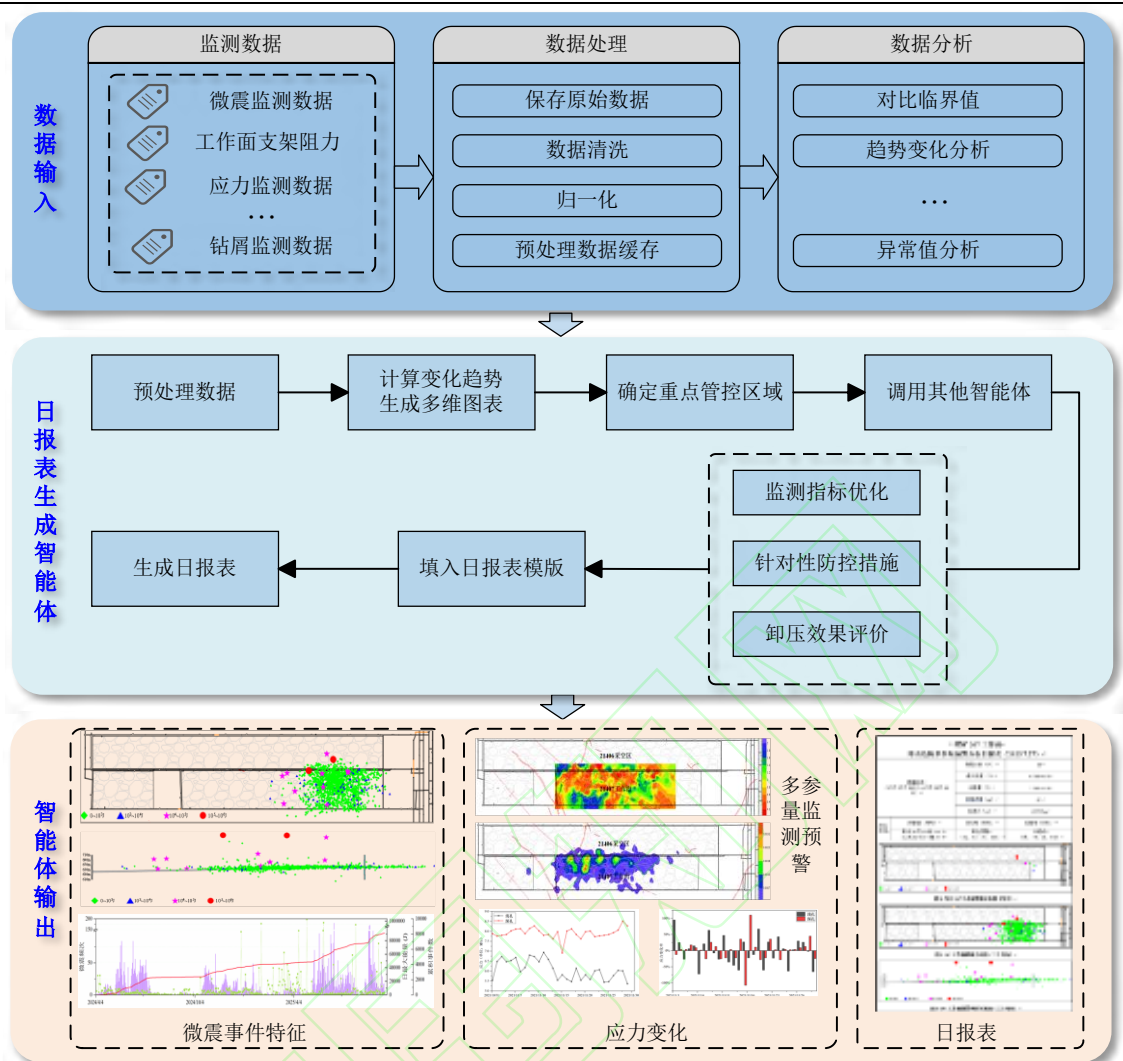


图 4 日报生成智能体工作流程图

Fig. 4 Daily Report Generation Intelligent Agent Workflow Diagram

3 多智能体协同的冲击地压智能决策平台开发

基于所构建的冲击地压智能体，采用 Flask 后端与 Vue 前端的前后端分离架构，开发了多智能体协同智能决策平台。该平台通过模型上下文协议 (Model Context Protocol, MCP) 构建智能体交互框架，建立标准化的上下文传递与工具接口机制，增强智能体在矿井复杂场景下的环境感知深度与工具链调用灵活性，实现了多源异构数据处理与防冲决策支持的有效协同。此外，平台借助 Unity3D 引擎对采掘空间进行轻量化三维建模，融合微震等监测数据与真实物理场景，构建了集数据感知、智能推演与三维交互于一体的决策支持环境。

该平台集成数据可视化、智能问答、日报生成、震源分析与数据管理等模块 (平台界面见图

5)。数据可视化模块借助三维地质模型与动态图层叠加，融合多源监测数据实现风险可视化，并支持与 DeepRB 大模型快速交互；智能问答模块基于知识问答智能体，实现对防冲规范与工程问题的语义解析与推理，提供可追溯的决策支持；日报生成模块基于冲击危险预警分析日报生成智能体，自动完成危险等级判定、风险区域识别与结构化报告输出；震源分析模块基于震源机制与参数分析，实现微震事件的自动定位、机制解解析及风险动态评估；数据管理模块则对微震、地音等多维异构数据进行统一的结构化存储与管理。

平台在整体设计上明确定位为辅助决策系统，各智能体生成的分析结论均以建议性信息形式提供，为现场的情况分析及防冲卸压措施的确定提供辅助参考。当不同智能体之间的分析结果出现分歧时，系统将并行保留多视角的决策建议，最终由专业人员结合具体冲击危险情况进行综合研

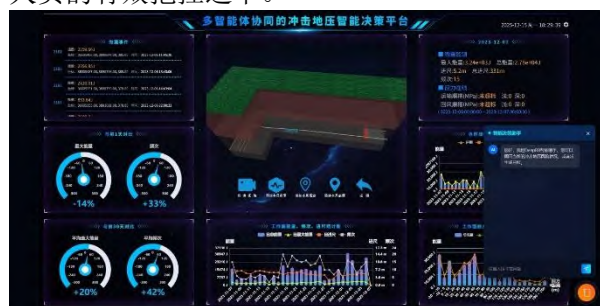
判并作出决策，确保现场实际决策始终处于专业人员的有效把控之下。

based on multi-agent collaboration

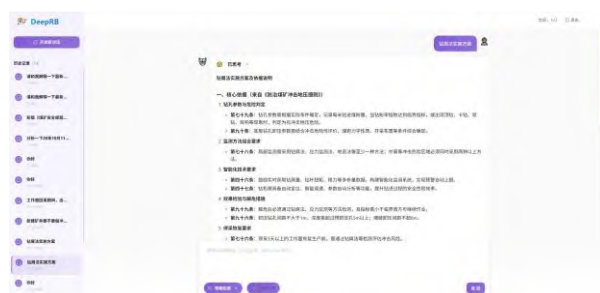
4 工程应用

4.1 工程背景

为进一步评估面向冲击地压垂直领域的专业大模型性能，本节选取内蒙古某冲击地压矿井的207工作面进行工程应用。如图6所示，207工作面布置于2煤中，倾向长度340m，走向长度3271m，在F109断层以东跳采切眼。工作面位于四盘区南部，东侧为四盘区辅运大巷，西侧为80m保护煤柱到四盘区泄水巷和井田边界线，北侧为206采空区（2022年5月回采结束），南侧设计布置208工作面。受复杂地质构造、采掘扰动等多因素耦合影响，207工作面回采期间出现多起大能量微震事件（大于 1×10^4 J），同时工作面停采线前方辅运大巷出现大范围底鼓破坏，严重影响行人、运输和通风安全。



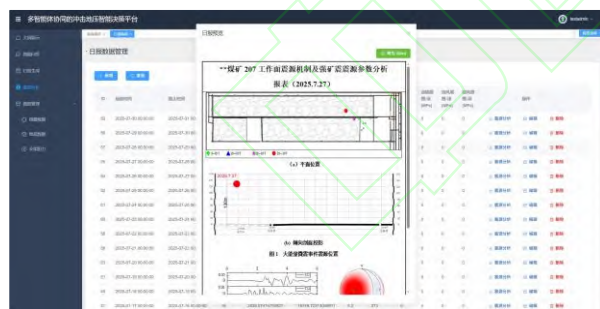
(a) 大屏展示界面



(b) 智能问答界面



(c) 危险预警日报预览



(d) 震源分析报表预览

图5 多智能体协同的冲击地压智能决策平台

Fig.5 Intelligent decision-making platform for rockburst

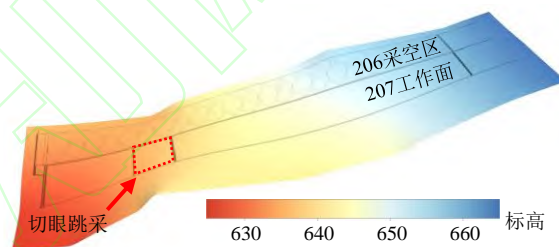


图6 207工作面布置

Fig. 6 207 Working Face Layout

4.2 冲击地压知识问答性能对比

为验证所提出的基于知识增强的冲击地压垂直领域大模型在现场实际场景中的适用性与有效性，本文依托企业真实项目，以新版《煤矿安全规程》为典型应用背景，针对207工作面回采期间出现的工程问题，系统对比了DeepSeek、GPT、文心一言、豆包以及自研的冲击地压知识问答智能体在相关测试样例中的表现。

表4 冲击地压领域知识问答检索结果对比

Tab. 4 Comparison of Knowledge Q&A Search Results in the Field of Rockburst

测试样例	大模型	回答情况
新版《煤矿安全规程》中针对冲击地压部分的重要变化，列举对于207工作面回采期间影响内容	DeepSeek	新版《煤矿安全规程》要求207工作面回采必须执行“区域先行”的主动防控。具体影响：回采前需完成专项防冲设计和监测系统安装；回采中必须依据实时监测数据动态调整，严格执行卸压措施；人员设备防护标准全面提高，如强化支护、限员作业。核心影响是防治成本增加、生产节奏放缓，安全责任显著加大。
	GPT-5	关键变化包括：新增专章强调“区域先行、局部跟进、分类防治”；明确将冲

	击地压矿井作为独立管理类别，要求配备专职防冲副总工程师、建立智能化监测预警系统；在 207 工作面回采期间，对巷道布置、采区顺序、留煤方式、支护强化、监测预警、安全生产能力等提出更严格规定。
豆包	新版《煤矿安全规程》冲击地压部分升级为闭环防治体系，强化监测、支护、限员等要求。对 207 工作面而言，需调整开采布置、完善“微震+应力”双监测、延长超前支护、落实限员作业，对高风险区实施卸压措施，精准管控风险以保障安全回采。
文心一言	新版《煤矿安全规程》针对冲击地压新增独立章节，实施四级分区分控，强冲击区作业限员≤9 人，要求强冲击危险区煤层预卸压，207 工作面回采需据此调整布局、加强监测预警、落实防冲措施。
Qwen3-8B (RAG)	根据检索到的新版《煤矿安全规程》相关内容，针对 207 工作面回采的影响主要体现为：必须坚持源头治理，严格落实“区域先行、局部跟进”的原则，优先采取区域卸压措施。同时，工作面需完善监测预警系统，超前支护段严禁使用单体液压支柱，应改用单元支架以提高安全性。此外，规程对防冲现场管理进行了细化，并要求根据防灾需求动态调整人员管理，落实限员作业，从而在保障安全的前提下兼顾生产效率。
DeepRB	重要变化：一是坚持源头防范；二是构建防冲两个“四位一体”的措施；三是突出区域治理措施，首先是保护层开采，其次是区域卸压；五是优化了防冲限员的管理，充分考虑防灾需求和生产需要；六是细化了防冲现场管理；七是取消了冲击地压矿井的产能限制。注意内容：207 工作面回采期间应加强区域卸压措施，如地面水力压裂，断顶断底措施等，超前支护时不能使用单体液压支柱，改用单元支架，细化防冲现场管理制度，适当调整人员管理。

表 4 的对比结果显示，通用模型及基于知识增强的 Qwen3 模型虽能概括新版《煤矿安全规程》中冲击地压相关条款的主要内容，但整体仍停留于政策要点的列举层面，缺乏条款内部逻辑，并且缺乏 207 工作面回采期间在新版规程指导下的针对性措施，难以指导现场施工。相比之下，自研模型依托冲击地压领域的高质量专业语料，能

够在理解规程条款逻辑结构的基础上，根据规程、条款等硬性要求，结合 207 工作面采动环境、支护、卸压方式等进行细化分析，形成更具针对性的细化分析，并据此提出满足该工作面回采阶段防冲需求的成体系措施建议。因此，自研模型在条款理解深度、场景适配性及工程可实施性方面均显著优于通用模型。

表 5 冲击地压特殊事件问答对比

Tab. 5 Comparative Q&A on Special Events Involving Rockburst

测试样例	大模型	回答情况
207 工作面回采期间，停采线前方大巷出现底鼓现象，分析诱因	DeepSeek	工作面回采导致前方煤柱及巷道承受极高的支承压力，远超底板岩层强度。巷道底板为软岩或遇水易软化，在高应力下易发生塑性变形并向巷道空间鼓起。
	GPT-5	停采线前方区域压力集中，岩层变形导致底板松动；其次，回采过程中应力释放不均，导致底板支撑不稳；最后，通风不畅或水害积聚也可能加剧底鼓现象的发生。
	豆包	207 工作面回采引发采动应力扰动，停采线前方大巷围岩应力集中，叠加软弱岩层易变形特性，若原有支护强度不足，围岩挤压隆起形成底鼓。
	文心一言	207 工作面回采时，停采线前方大巷底鼓诱因包括：采动压力及老采空区压力影响；巷道围岩受水平应力挤压；底板岩层松软，遇水膨胀弱化；巷道底板缺乏有效支护，应力集中致底板隆起。
	Qwen3-8B (RAG)	底鼓现象的诱因通常与工作面采动导致的支承压力集中和围岩性质有关。结合相关资料，207 工作面回采过程中，停采线前方的煤柱及巷道区域会承受显著增大的应力，可能超过底板岩层的承载极限。若巷道底板为泥岩等强度较低的软岩，或含有遇水易膨胀的矿物成分，则在高压下更易发生塑性流动

或挤出，从而向巷道空间内鼓起。

DeepRB

针对巷道底鼓问题，需综合采动应力传播规律、区域地质构造特征及既有支护效能等多重因素，并依据《煤矿安全规程》（2025年版）与《防治煤矿冲击地压细则》相关要求系统性研判。工程实践表明，此类底鼓通常源于采掘布局、应力重分布与岩体结构特性共同作用所诱发的“应力-结构”耦合失稳过程，最终表现为巷道围岩——尤其是底板在集中应力作用下的剧烈变形与破坏。以207工作面回采为例，停采线前方煤柱及邻近巷道区域受采动影响支承压力显著升高，一旦超过底板岩层强度极限，即可能引发底板变形。若该段巷道底板为泥岩等低强度软岩或含遇水膨胀性矿物，则在高压作用下更易发生塑性流动或结构性挤出，导致底板向巷道空间内显著鼓起。

表5的对比结果显示，各通用模型虽能够识别大巷底鼓与应力集中、岩层软弱及支护不足等典型因素之间的关联，但其分析多基于经验性判断，停留于现象层面的归纳性描述，并未从力学机制角度系统阐述207工作面回采过程与底鼓显现之间的内在联系，并且基于知识增强的Qwen3模型也只是对底鼓成因的阐述仍停留在一般性列举，缺乏与具体现场工况相联系的分析能力相比

之下，自研模型以“应力主导—结构失稳”耦合作用为理论框架，将采掘扰动、地质构造及空间结构响应纳入统一的力学体系加以解释，并结合207工作面的回采布局及局部地质条件，揭示了深部煤岩体在多源静载与复合动载共同作用下产生底鼓的形成机制，从而为提出具有灾源针对性的防控措施奠定了明确、可验证的机理基础。

表6 冲击地压特殊事件问答对比

Tab. 6 Comparative Q&A on Rockburst Prevention Measures

测试样例	大模型	回答情况
207工作面回采期间，出现多次大能量事件（ $>1 \times 10^4 \text{ J}$ ），请提供详细防控措施	DeepSeek	采取区域卸压如大直径钻孔、顶板预裂以转移应力，并优化采掘参数避免应力集中。同时加强微震监测预警，强化巷道支护。
	GPT-5	停采线前方区域压力集中，岩层变形导致底板松动；其次，回采过程中应力释放不均，导致底板支撑不稳；最后，通风不畅或水害积聚也可能加剧底鼓现象的发生。
	豆包	实施卸压钻孔/爆破释放集中应力，加强微震与矿压实时监测预警，强化巷道支护强度，优化回采推进速度，避免应力叠加。
	文心一言	207工作面回采期间，防控多次大能量事件需加强监测预警，实施煤层卸压爆破、钻孔卸压及切顶卸压技术，超前处理顶板及两顺预卸压，利用顶板垮落岩石碎胀作用提供支撑，控制微震事件能级，确保回采安全。
	Qwen3-8B (RAG)	针对207工作面回采期间出现的高能量微震事件，根据《防治煤矿冲击地压细则》及行业相关技术规范，建议采取以下综合防控措施：首先，必须强化微震与地音监测系统的实时预警功能，并加强巷道锚杆支护强度。在卸压措施方面，可实施大直径钻孔卸压以释放煤岩体中的集中应力，采用顶板预裂爆破或水力压裂技术弱化厚硬顶板。同时，应优化工作面回采推进速度，避免过快开采导致应力急剧叠加。此外，需严格执行《煤矿安全规程》中关于冲击地压防治的相关规定，进行危险性评估与分区管理。
	DeepRB	针对大能量微震事件的诱因与力源特征，依据新修订的《煤矿安全规程》（2025年版）及《防治煤矿冲击地压细则》，在207工作面制定了综合防治技术方案。该方案集成大直径钻孔卸压、底板水平应力释能卸压、顶板断顶爆破及井下定向长钻孔水力压裂等多种手段，形成多层次协同防控体系。其中，大直径钻孔卸压与底板水平应力释能卸压的布置参数，延续弱冲击危险条件下的既有设计；顶板断顶爆破的参数选取依据上覆厚硬砂岩的力学特性与厚度条件进行优化，旨在促使低位顶板定向破断，削弱厚硬砂岩整体性，从而降低其作为致灾体的潜在危险性。配合实施井下定向长钻孔水力压裂，对顶板实施局部弱化改造，形成裂隙带并改善顶板应力结构，实现对高能量

表 6 的结果表明,各通用模型虽能提供卸压、监测、强化支护等常规防控措施,但多为技术条目式罗列,缺乏对多次大能量事件背后机制的结构化推导,并且缺乏依据新版规程的新要求及新规定,易出现防控措施不符合规定要求。同时,尽管引入了知识增强机制, Qwen3 模型在解读煤矿冲击地压防治相关规范时仍显表层化,缺乏现场可操作性。相比通用模型依赖经验性生成,自研模型通过知识增强提出了针对因顶板运动导致大能量事件的低位煤岩体水力钻割压裂技术,并结合底板爆破卸压释能,降低应力聚集程度,减少冲击地压风险。

在 208 工作面末采阶段,停采线前方四盘区辅运大巷局部区域出现显著底鼓变形。依据大模型问答结果,现场技术人员实施了顶板深孔爆破与底板钻孔爆破相结合的协同卸压治理措施,使辅运大巷底鼓由治理前约 0.2 m 的变形量降至基本无明显形变,治理成效突出。该现场实践表明,问答智能体具备对多源信息的综合处理能力,能够基于案例推理与力学机制分析提出具有针对性的卸压决策方案。在应对复杂冲击地压问题时,智能体生成的防控策略具有科学性与可操作性,反映出其良好的工程适用性及进一步推广应用的潜力。

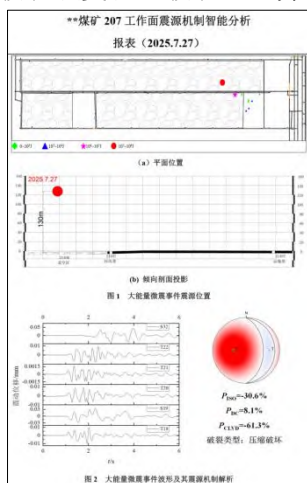
4.3 震源机制智能分析报表功能展示

基于知识增强的冲击地压垂域大模型,本研究首次实现了对大能量微震事件震动与频谱特性的智能自动分析,涵盖最大振幅、主频等关键参数。采用矩张量反演方法,智能体自动解析微震事件的震源机制解,从而识别破裂类型(如剪切破裂、拉张破裂或复合型破裂),并进一步计算

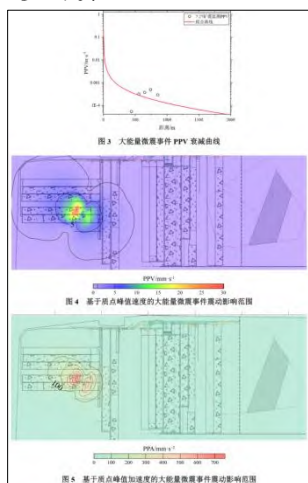
地震矩、应力降与视应力等力学参数,从而揭示大能量微震事件的震源力学行为。

为验证震源机制及强矿震震源参数分析智能体的现场适用性,本文开展了工程应用测试。如图 7 所示,根据 207 工作面震源机制智能体分析的监测结果,2025 年 7 月 27 日,在工作面推进至 2672 m 时记录到一次能量为 6.8×10^5 J、震级约 2.4 级的大能量微震事件。震源定位显示,该事件位于 21407 综采工作面后方及回风巷侧上方约 130 m 的顶板深部,其空间展布特征与采动影响下形成的高位覆岩破断带高度一致。矩张量反演表明,该事件的 ISO、CLVD 与 DC 分量分别占 -28.6%、-56.9% 和 14.5%,以压缩型破裂模式为主。结合地质条件判断,该事件主要由侧向采空区上方巨厚覆岩破断结构失稳所诱发,工作面回采引起应力重新分布,进而触发高位岩层发生压缩破裂。

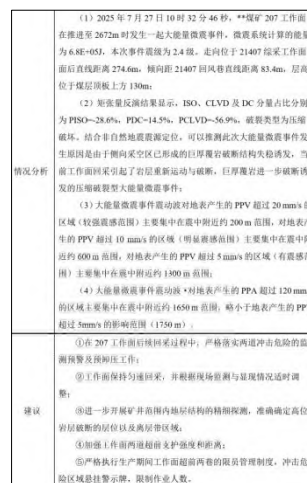
结合波形特征与地表峰值质点速度 (PPV) 衰减规律可见,震源附近约 200 m 范围内 PPV 超过 20 mm/s,属于强震感区;600 m 范围内 PPV 超过 10 mm/s,为明显震感区;1300 m 范围内 PPV 仍大于 5 mm/s,表明该类破裂事件在中远距仍具有可观的动力响应。进一步分析 PPA 等值线可知,PPA 超过 120 mm/s 的影响范围可达约 1650 m,与 $PPV > 5$ mm/s 的波动作用半径基本一致,反映出压缩型高能微震事件对远场地表具备持续影响能力。该结果不仅揭示了覆岩动力破裂的孕育与释放机制,也为后续回采中加强冲击地压监测与预警、实施针对性卸压措施提供了重要的定量依据,对提高深部采动安全具有现实指导意义。



(a) 震源机制解析



(b) 大能量事件影响范围



(c) 情况分析和建议

图7 工作面震源机制智能分析报表功能展示

Fig. 7 Intelligent Analysis Report Function for Working Face Source Mechanism

4.4 冲击危险多参量预警分析日报生成

基于预设的冲击危险监测分析日报模板，以某矿207工作面为工程应用对象，智能体通过整合微震、应力等多源异构监测数据，自动化生成冲击危险多参量预警分析日报，旨在对工作面震动场、应力场及能量场进行实时监测与预警信息反馈，全面反映工作面冲击危险的时空演化特征。

如图8所示，根据2025年7月27日至28日的微震监测数据及近三个月多参量综合分析结果，智能体自动生成了207工作面冲击危险多参量预警分析日报。监测当天共记录微震事件11次，其中包含1次能量超过 10^5 J的大能量事件，致使当日微震总能量呈现显著上升趋势，反映煤岩体在持续采动影响下进入能量快速释放阶段。震源分布特征显示，微震事件主要集中分布于工

作面前方回风巷至中部区域，且随着工作面推进呈现出向回风巷侧集聚的态势。值得注意的是，高能量事件多分布于工作面倾向区域，表现出低频高能特征，暗示覆岩破断可能是其主要诱发机制。尽管微震事件整体以低能破裂为主，但局部高能事件的出现仍揭示了潜在动力显现风险。能量场演化分析表明，高能量聚集区在回采过程中持续向工作面前方迁移，与震源时序分布特征相吻合，反映出推进扰动对能量积聚具有显著控制作用。相邻采空区及区段煤柱的应力传递效应进一步加剧了前方区域的能量集中现象。同时，b值空间分布显示其低值区主要集中于回风巷及工作面前方区域，表征该区域岩体破裂尺度较大、应力集中程度较高，进一步证实了该区域的冲击危险性。

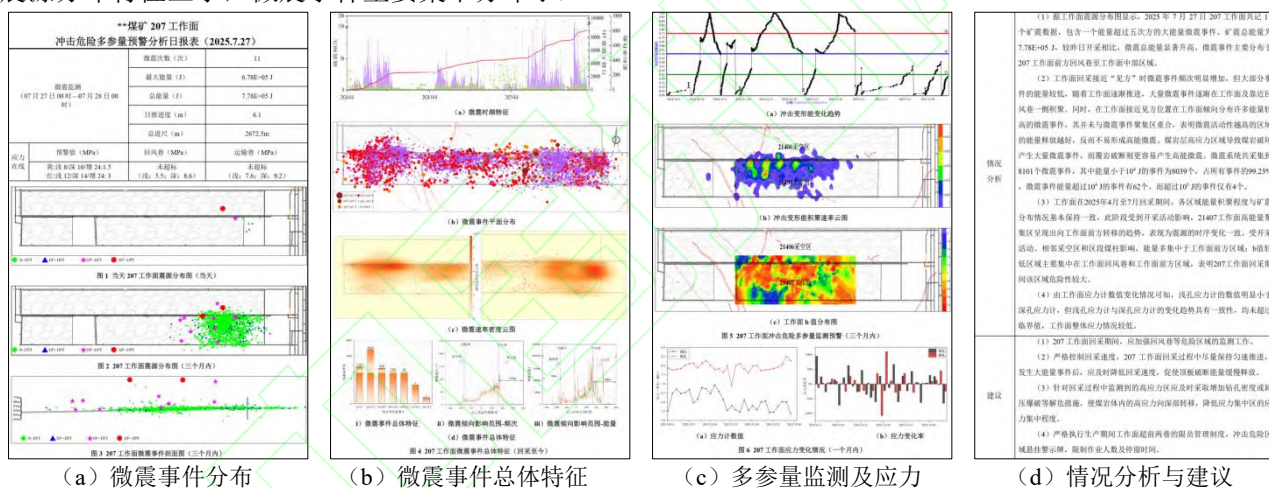


Fig. 8 Rockburst Hazard Multi-Parameter Early Warning Analysis Daily Report Function Demonstration

5 结论

(1)构建了基于知识增强的冲击地压垂域大模型 DeepRB。该模型以 Qwen3-8B 为基座，通过知识蒸馏构建领域语料库，结合 LoRA 高效微调与改进的 RAG 机制，实现了静态规程与实时监测数据的动态融合与可靠推理。在构建的机理、监测、防治、应急四维测试集上，模型综合准确率达到 93.01%，显著优于同规模通用模型。

(2)基于 DeepRB 模型，研发了冲击地压知识问答、震源机制与参数分析、冲击危险预警分析日报生成三个功能型智能体，并基于多智能体协同应用开发了面向冲击地压智能决策平台。该平台实现了对微震、应力等多源异构数据的自动

集成、智能分析与结构化报告生成，形成了从数据感知到防控建议的完整智能 workflow，显著提升了冲击地压分析过程的自动化与决策支持能力。

(3)在内蒙古某矿冲击地压工作面的工程验证表明，该平台能针对巷道底鼓、大能量微震等实际难题，深度融合规程文本与实时数据，提出机理清晰、措施具体的防控建议。现场实施后，巷道围岩变形得到有效控制，底鼓现象显著抑制，验证了该系统在真实复杂场景中的决策可靠性、场景适配性与工程实用性。

本研究为冲击地压智能防治提供了新的技术路径，也为矿山等高危垂直行业的大模型安全可靠落地，提供了系统性的方法与实践范例。后续工作将重点提升平台对矿井极端工况的适应能力，

着力突破断网环境下的本地化搜索与决策支持功能，并持续推进模型的轻量化部署——通过知识蒸馏、模型压缩等技术降低部署门槛，实现在算力与存储资源受限的边缘节点中稳定运行。同时，将围绕多矿区案例积累、与传统力学模型及数值模拟方法的深度融合、系统在实时预警与方案动态优化中的闭环应用等方面展开深入研究，进一步提升系统的普适性、科学性与智能决策水平。

参考文献 (References):

- [1] 王耀祖, 李擎, 戴张杰, 等. 大语言模型研究现状与趋势[J]. 工程科学学报, 2024, 46(08): 1411-1425.
WANG Yaozu, LI Qing, DAI Zhangjie, et al. Current status and trends in large language modeling research[J]. Chinese Journal of Engineering, 2024, 46(08): 1411-1425.
- [2] 张钦彤, 王昱超, 王鹤羲, 等. 大语言模型微调技术的研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(17): 17-33.
ZHANG Qintong, WANG Yuchao, WANG Hexi, et al. Comprehensive Review of Large Language Model Fine-Tuning[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(17): 17-33.
- [3] Secondary WINATA GENTA INDRA, MADOTTO ANDREA, LIN ZHAOJIANG, et al. Language Models are Few-shot Multilingual Learners; 1st Workshop on Multilingual Representation Learning: 1st Workshop on Multilingual Representation Learning (MRL 2021), 11 November 2021, Punta Cana, Dominican Republic, Punta Cana, F, 2021[C].
- [4] 周楚雄, 张丽萍, 闫盛, 等. 基于图神经网络的深度知识追踪方法综述[J/OL]. 计算机工程与应用, 1-27 [2025-12-10].
ZHOU Chuxiong, ZHANG Liping, YAN Sheng, et al. Survey on Deep Knowledge Tracing Methods Based on Graph Neural Networks[J]. Computer Engineering and Applications, 1-27 [2025-12-10].
- [5] 李晓理, 刘春芳, 耿劲坤. 知识图谱与大语言模型协同共生模式及其教育应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(15): 1-13.
LI Xiaoli, LIU Chunfang, GENG Shaokun. Survey of Collaborative Symbiosis Mode Between Knowledge Graph and Large Language Model and Its Education Application[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(15): 1-13.
- [6] 窦林名, 田鑫元, 曹安业, 等. 我国煤矿冲击地压防治现状与难题[J]. 煤炭学报, 2022, 47(01): 152-171.
DOU Linming, TIAN Xinyuan, CAO Anye, et al. Present situation and problems of coal mine rock burst prevention and control in China[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(01): 152-171.
- [7] 潘俊锋, 夏永学, 王书文, 等. 我国深部冲击地压防控工程技术难题及发展方向[J]. 煤炭学报, 2024, 49(03): 1291-1302.
PAN Junfeng, XIA Yongxue, WANG Shuwen, et al. Technical difficulties and emerging development directions of deep rock burst prevention in China[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(03): 1291-1302.
- [8] 齐庆新, 马世志, 孙希奎, 等. 煤矿冲击地压源头防治理论与技术架构[J]. 煤炭学报, 2023, 48(05): 1861-1874.
QI Qingxin, MA Shizhi, SUN Xikui, et al. Theory and technical framework of coal mine rock burst origin prevention [J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(05): 1861-1874.
- [9] 杨科, 郭鹏慧, 袁亮, 等. 深部开采煤矿典型动力灾害孕灾主控因素与机制研究进展[J]. 煤炭学报, 2025, 50(07): 3466-3487.
YANG Ke, GUO Penghui, YUAN Liang, et al. Research progress on the conditions and mechanisms of typical dynamic disasters formation in deep coal mining [J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(07): 3466-3487.
- [10] 齐庆新, 李一哲, 赵善坤, 等. 我国煤矿冲击地压发展 70 年:理论与技术体系的建立与思考[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(09): 1-40.
QI Qingxin, LI Yizhe, ZHAO Shankun, et al. Seventy years development of coal mine rockburst in China: establishment and consideration of theory and technology system[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(09): 1-40.
- [11] 王国法, 任怀伟, 赵国瑞, 等. 智能化煤矿数据模型及复杂巨系统耦合技术体系[J]. 煤炭学报, 2022, 47(01): 61-74.
WANG Guofa, REN Huaiwei, ZHAO Guorui, et al. Digital model and giant system coupling technology system of smart coal mine [J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(01): 61-74.
- [12] 赵志刚. 煤矿事故案例知识智能挖掘推荐技术研究与应用[D]. 北京科技大学, 2025.
ZHAO Zhigang. Research and Application on

- Intelligent Knowledge Mining and Recommendation for Coal Mine Accident Case[D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2025.
- [13] 王国法, 任怀伟, 富佳兴. 煤矿智能化建设高质量发展难题与路径[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(01): 1-18. WANG Guofa, REN Huaiwei, FU Jiaying. Challenge and path of high-quality development of coal mine intelligent construction [J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(01): 1-18.
- [14] GUPTA SHAILJA, RANJAN RAJESH, SINGH SURYA NARAYAN. A Comprehensive Survey of Retrieval-Augmented Generation (RAG): Evolution, Current Landscape and Future Directions[J]. 2024
- [15] 吉品, 冯洋, 吴朵, 等. 面向智能软件系统的测试用例生成方法综述 [J/OL]. 软件学报, 1-40 [2025-12-04].
JI Pin, FENG Yang, WU Duo, et al. Survey on Test Case Generation Methods for Intelligence Software Systems[J]. Journal of Software, 1-40 [2025-12-04].
- [16] 刘雪颖, 云静, 李博, 等. 基于大型语言模型的检索增强生成综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(13): 1-25.
LIU Xueying, YUN Jing, LI Bo, et al. Survey of Retrieval-Augmented Generation Based on Large Language Models[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(13): 1-25.
- [17] LEWIS PATRICK, PEREZ ETHAN, PIKTUS ALEKSANDRA, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks[J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33: 9459-9474.
- [18] 郑雅芝, 崔翥龙. 大模型思维链与指挥决策链融合构建技术研究[J/OL]. 控制与决策, 1-13 [2025-12-10].
ZHENG Yazhi, CUI Xiaolong. Research on the technology of integrating chain of thought with chain of command and decision[J]. Control and Decision, 1-13 [2025-12-10].
- [19] KUMAR PRAMOD, GUPTA SUPRAKASH, GUNDA YUGA RAJU. Estimation of human error rate in underground coal mines through retrospective analysis of mining accident reports and some error reduction strategies[J]. Safety Science, 2020, 123: 104555.
- [20] 何龙龙, 苑召强, 吴悦, 等. 数据/知识融合驱动煤矿智能化开采系统工程进展研究[J/OL]. 煤炭学报, 1-36 [2025-12-04].
HE Longlong, YUAN Zhaoqiang, WU Yue, et al. The Research on the Engineering Progress of Intelligent Coal Mining Driven by Data and Knowledge Fusion[J]. Journal of China Coal Society, 1-36 [2025-12-04].
- [21] 王萌, 王昊奋, 李博涵, 等. 新一代知识图谱关键技术综述 [J]. 计算机研究与发展, 2022, 59(09): 1947-1965.
Wang Meng, Wang Haofen, Li Bohan, et al. Survey on Key Technologies of New Generation Knowledge Graph[J]. Journal of Computer Research and Development, 2022, 59(09): 1947-1965.
- [22] 邵仁荣, 刘宇昂, 张伟, 等. 深度学习中知识蒸馏研究综述[J]. 计算机学报, 2022, 45(08): 1638-1673.
SHAO Renrong, LIU YuAng, ZHANG Wei, et al. A Survey of Knowledge Distillation in Deep Learning [J]. Chinese Journal of Computers, 2022, 45(08): 1638-1673.
- [23] 沈思, 冯暑阳, 吴娜, 等. 融合大语言模型的政策文本检索增强生成研究[J]. 数据分析与知识发现, 2025, 9(09): 37-48.
Shen Si, Feng Shuyang, Wu Na, et al. Retrieval-Augmented Generation of Policy Texts Based on Large Language Models[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2025, 9(09): 37-48.
- [24] 刘峤, 李杨, 段宏, 等. 知识图谱构建技术综述[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(03): 582-600.
LIU Qiao, LI Yang, DUAN Hong, et al. Knowledge Graph Construction Techniques [J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(03): 582-600.
- [25] 曹安业, 陈凡, 刘耀琪, 等. 冲击地压频发区矿震破裂机制与震源参量响应规律[J]. 煤炭学报, 2022, 47(02): 722-733.
CAO Anye, CHEN Fan, LIU Yaoqi, et al. Response characteristics of rupture mechanism and source parameters of mining tremors infrequent coal burst area[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(02): 722-733.
- [26] Sen Li, Xu Yang, Anye Cao, et al. SeisT: A Foundational Deep-Learning Model for Earthquake Monitoring Tasks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 621-15.
- [27] 曹安业, 李茂涛, 杨旭, 等. 矿山微震智能处理基础模型构建及应用 [J]. 煤炭学报, 2025, 50(06): 2823-2836.
CAO Anye, LI Maotao, YANG Xu, et al. Construction and application of foundational models for intelligent

-
- processing of microseismic events in mines[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(06): 2823-2836.
- [28] Gu J, Jiang X, Shi Z, et al. A survey on llm-as-a-judge[J]. The Innovation, 2024.
- [29] 何生全, 何学秋, 宋大钊, 等. 冲击地压多参量集成预警模型及智能判识云平台[J]. 中国矿业大学学报, 2022, 51(05): 850-862.
- HE Shengquan, HE Xueqiu, SONG Dazhao, et al. Multi-parameter integrated early warning model and an intelligent identification cloud platform of rockburst[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2022, 51(05): 850-862.

