人工智能赋能下的冲击地压监测预警方法研究进展

曹安业[1,2],梁颖欣[3],杨　旭[3,4],刘亚鹏[3],窦林名[1],刘耀琪[1],王常彬[5],牛　强[3,4]

(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 计算机科学与技术学院/人工智能学院,江苏 徐州　221116;4. 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;5. 中国矿业大学 煤炭精细勘探与智能开发全国重点实验室,江苏 徐州　221116)

摘要: 随着我国煤炭开采深度与强度不断增大,冲击地压已成为深部煤炭资源安全开采的关键制约因素. 尽管以“应力-震动-能量”三场耦合为核心的多参量监测体系已初步建立,传统方法在预警精度与效率方面仍面临挑战. 近年来,人工智能技术凭借其在模式识别与非线性动态建模方面的优势,为冲击地压监测预警提供了新的研究路径. 本文系统梳理了人工智能在冲击地压监测预警中的研究进展,重点围绕微震数据智能处理、震源参数智能计算与冲击地压风险智能预警模型3个方向展开论述. 具体而言:在微震数据处理方面,深度学习方法已成功应用于微震信号去噪、事件识别、到时拾取与事件分类等多个任务,提升了信息提取的效率与可靠性;在震源参数计算方面,数据驱动范式被广泛应用于震源定位、破裂机制反演与能量估算,提高了关键参数的反演精度与计算效率;在风险预警模型构建方面,研究方法逐步从传统的物理驱动分析转向多源数据融合的智能建模范式,为实现冲击危险的动态评估与精准预警提供了新的技术路径. 进一步总结了当前冲击地压智能预警方法在模型可解释性、多源异构数据融合、机理-数据模型耦合以及标准化基准数据库等方面面临的共性挑战,以期为推动冲击地压监测预警技术向智能化、精准化发展,保障深部煤炭资源安全高效开采提供理论参考.

关键词: 冲击地压;人工智能;深度学习;监测预警;微震监测

中图分类号: TD 324　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 1000-1964(2026)03-0581-20

Research progress on monitoring and early warning methods of rockburst in coal mines empowered by artificial intelligence

CAO Anye[1,2], LIANG Yingxin[3], YANG Xu[3,4], LIU Yapeng[3], DOU Linming[1], LIU Yaoqi[1], WANG Changbin[5], NIU Qiang[3,4]

(1. School of Mines, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China; 2. School of Geology and Mining Engineering, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China; 3. School of Computer Science and Technology/School of Artificial Intelligence, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China; 4. Mine Digitization Engineering Research Center of the Ministry of Education, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China; 5. State Key Laboratory for Fine Exploration and Intelligent Development of Coal Resources, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

收稿日期: 2025-12-22　　**修回日期:** 2026-02-01　　**DOI:** 10.13247/j.cnki.jcumt.20250601

基金项目: 国家自然科学基金项目(52504269,52274098);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项目(BZ2023050)

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

通信作者: 杨　旭(1995—),男,江苏省徐州市人,副教授,硕士生导师. E-mail: yang_xu@cumt.edu.cn

引用格式: 曹安业,梁颖欣,杨　旭,等. 人工智能赋能下的冲击地压监测预警方法研究进展[J]. 中国矿业大学学报,2026,55(3):581-600.

CAO Anye, LIANG Yingxin, YANG Xu, et al. Research progress on monitoring and early warning methods of rockburst in coal mines empowered by artificial intelligence[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2026, 55(3): 581-600.

Abstract: With the continuous increase in the depth and intensity of coal mining in China, the status of rock burst as a key constraint on the safe extraction of deep coal resources was analyzed. While a multi-parameter monitoring system centered on "stress-vibration-energy" coupling had been preliminarily established, conventional methods still face challenges in warning accuracy and efficiency. Artificial intelligence technology, leveraging its strengths in pattern recognition and nonlinear dynamic modeling, offers a new pathway for rock burst monitoring and early warning. In this paper, artificial intelligence advancements in microseismic data processing, source parameter computation and rockburst risk early warning models are systematically reviewed. Specifically, in microseismic data processing, deep learning methods have established an automated workflow encompassing denoising, arrival picking and event classification, which significantly enhances information extraction efficiency and reliability. For source parameter computation, the data-driven paradigm is extensively applied to source location, focal mechanism inversion and energy estimation, which improves parameter inversion accuracy and computational efficiency. Regarding risk early warning models, research is shifting from traditional physics-driven analysis toward intelligent modeling integrating multi-source data, which offers a novel pathway for dynamic assessment and precise prediction of rock burst hazards. Finally, common challenges such as model interpretability, multi-source heterogeneous data fusion, the coupling of mechanistic and data-driven models and the lack of standardized benchmark databases are summarized, aiming to provide a theoretical basis for advancing rockburst warning methods toward greater intelligence and precision, ensuring safe and efficient deep coal mining.

Key words: rockburst; artificial intelligence; deep learning; monitoring and warning; microseismic monitoring

冲击地压是深部煤炭开采中典型的煤岩动力灾害,其机理在于高静载应力与外部动力扰动耦合作用下引发的系统动力失稳.有别于仅产生震动效应而未造成实质性破坏的普通矿震,冲击地压指伴随能量突然释放,导致煤岩体发生瞬间剧烈破坏的高能灾变事件.随着开采深度与强度持续增大,冲击地压日趋频发剧烈,已成为制约煤炭工业安全高效发展的关键瓶颈[1].实现冲击地压的有效防控,核心在于构建精准可靠的监测预警体系.当前,以人工智能为代表的新一代信息技术正驱动煤矿智能化转型,其强大的模式识别与非线性建模能力,为突破传统预警方法在精度与实时性方面的局限提供了全新路径[2].因此,人工智能赋能的冲击地压监测预警已成为研究热点和前沿问题.

当前,我国已逐步构建了以"应力场-震动场-能量场"三场耦合为核心的多参量冲击地压监测预警体系[3].监测预警方法由矿压监测、钻屑法监测等发展到微震监测、采动应力监测、地音监测、电测辐射等方法[4].微震监测法监测范围广、实时性强,近年来在冲击地压矿井得到广泛应用.由于冲击地压是极复杂的多尺度、多物理场和多因素耦合演化过程,冲击地压监测预警系统仍面临以下挑战:其一,预警信息滞后,常出现"灾后预警"情况.裂隙扩展至临界状态后,灾源往往会在极短时间内发生剧烈破坏.现有监测技术无法实时有效反演冲击地压孕育过程,导致无法在秒级时间内提供预警信息;其二,预警区域过大,难以有效指导卸压工程实施.现有的监测预警方法受限于震源定位精度及对灾源裂隙扩展过程捕捉能力的不足,预测的危险区域通常超过百米,影响灾害防治工程的靶向性[5].

上述挑战的出现,很大程度上源于当前监测体系数据分析能力的不足,尤其是针对微震数据的深层特征提取困难,以及对应力、微震等多源异构数据的融合分析仍存在瓶颈.与矿压、应力等静态或准静态监测数据不同,微震数据具有数据规模大、维度高、噪声强、非平稳特征显著等特点,其蕴含的破裂前兆信息往往被强噪声掩盖或混叠在复杂波形结构中.传统分析方法在应对此类高维动态数据时,难以实现高效的特征提取、模式识别与时序演化建模,导致预警时效性与空间分辨率无法满足工程需求.因此,提升冲击地压监测预警

的智能化处理与分析水平，是突破当前冲击地压预警瓶颈的关键路径.

近年来，人工智能技术在冲击地压监测预警领域展现出显著潜力，并在微震数据处理、震源参数计算与风险预警模型构建等关键环节取得进展[6]. 在微震数据处理方面，深度学习方法能够有效挖掘微震信号中的深层特征，实现煤矿强噪声背景下信号高保真去噪、高精度到时拾取以及多类型事件精准识别与分类. 在震源参数计算方面，研究方法逐步从传统单一物理驱动向数据融合驱动范式转变，提升了震源定位、破裂机制反演与能量估算的效率与准确性. 在预警模型构建方面，基于人工智能的融合模型通过集成多维度、多物理场信息，为实现冲击危险区域的时空协同与动态预警提供了新的技术路径.

笔者从微震数据处理、震源参数计算与冲击地压风险预警模型3个方面，系统梳理了人工智能赋能下的冲击地压监测预警技术研究进展(图1)，对其中关键科学与技术问题进行分析和提炼，并结合目前研究发展趋势与方向对冲击地压监测预警主要难题进行展望，为进一步提升我国冲击地压预警与防控能力提供思路.

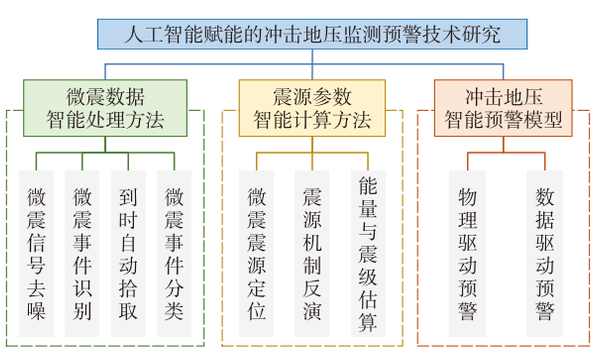

图1　人工智能赋能的冲击地压监测预警技术

Fig. 1　Technical framework for rock burst monitoring and early warning empowered by artificial intelligence

1　冲击地压监测预警原理

1.1　基于冲击地压机理的监测预警原理

冲击机理的揭示是研发监测预警技术的理论基石. 学术界针对冲击地压机理进行了长期的探索，早期的研究主要围绕由德国、波兰、苏联等国学者提出的强度理论、刚度理论、能量理论以及冲击倾向性理论展开[7]. 随着研究的深入，现代冲击地压理论逐渐向多因素耦合方向发展，其中包括“三因素”理论以及动静载叠加诱冲理论等[3]. 前者认为冲击地压是内在的冲击倾向性、力源因素中的高静载与强扰动以及结构因素中的突变滑移结构面共同作用的结果. 后者则指出，当煤岩体中静载荷与矿震形成的动载叠加之和大于诱发煤岩体冲击破坏的最小载荷时，即会诱发冲击地压灾害.

受冲击地压非线性、复杂性及动静载耦合的致灾机理所启示，传统的单指标离散监测难以全面捕捉灾害演化的整体特征. 旨在监测高静载应力场、强动载震动场及非稳态能量场共同致灾原理的“应力场-震动场-能量场”三场耦合体系应运而生，并逐渐成为当前冲击地压监测预警的重要技术方向. 如图2所示，该体系基于冲击灾变过程中的“力-能-震”转化机理，融合微震、地音、电磁辐射以及应力在线监测等多源异构数据，构建了多参量综合预警模型. 该模型涵盖了反映应力状态与波速变化的应力场指标、表征震源破裂机制与裂隙贯通特征的震动场指标，以及描述变形能积聚释放状态的能量场指标. 在实际应用中，该技术依据应力-应变本构与损伤重构理论，对微震能量、应力降及多维度冲击前兆信息进行量化表征与联合判识，从而克服了早期单一监测手段空间范围受限、抗干扰能力差及无法定量反映动静载叠加效应的局限性，显著提升了对冲击地压源头灾变的综合预警能力.

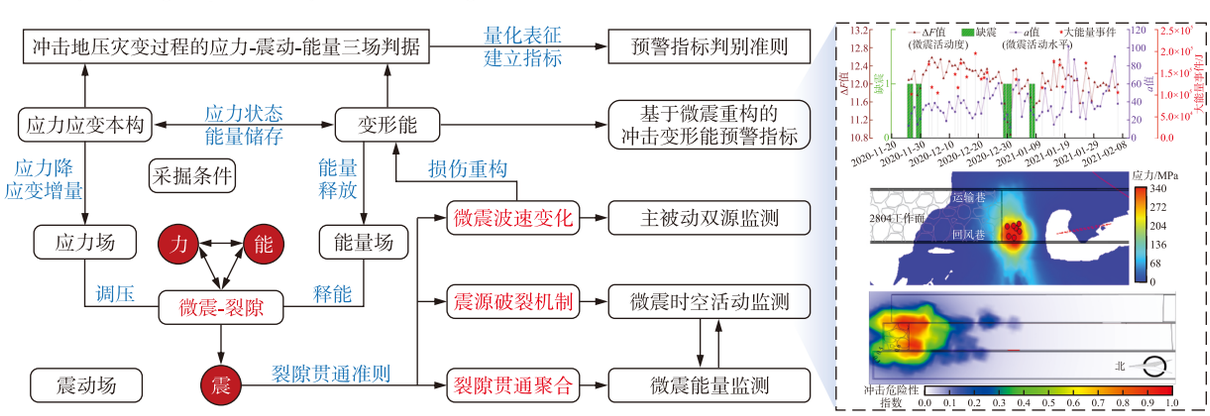

图2　冲击地压“应力场-震动场-能量场”三场耦合监测体系

Fig. 2　Rockburst monitoring system based on “stress-vibration-energy” three-field coupling

1.2 基于人工智能的监测预警原理

随着冲击地压监测手段向多维化与精细化方向发展，现场采集数据呈现出显著的海量化、高维化及多源异构等大数据特征[4-5]. 传统方法在处理此类复杂数据时面临严峻挑战，亟需引入具备强大数据处理与模式识别能力的新技术手段. 人工智能技术凭借其在高维特征提取、非线性建模与智能决策等方面的优势，为解决冲击地压监测预警中的关键瓶颈问题提供了新路径. 当前，人工智能在冲击地压监测预警领域的研究与应用主要集中在以下3个关键方向：

一是微震数据智能处理. 矿山微震信号具有信噪比低、非平稳性强、波形复杂等特点，传统信号处理方法在强噪声背景下难以实现高精度、高效率的信息提取. 利用人工智能技术，尤其是深度学习，自动挖掘波形中的深层时频特征，实现信号去噪、事件识别与震相拾取，提升数据处理的自动化水平与可靠性.

二是震源参数智能计算. 传统方法依赖精确的波速模型与简化假设，在复杂地质条件下适用性受限. 人工智能技术通过数据驱动的方式，建立从原始波形到震源参数的非线性映射关系，缓解了对复杂速度模型精度的过度依赖，提升参数反演的精度与计算效率.

三是冲击地压风险智能预警模型构建. 冲击地压孕育过程涉及多物理场、多尺度、非线性的动态演化，传统模型难以全面捕捉其复杂前兆特征. 人工智能技术能够融合微震、应力、采动等多源异构监测数据，通过先进机器学习与深度学习算法挖掘其内在关联与时序演化规律，构建智能预警模型，实现冲击危险的动态评估与空间预警.

综上所述，当前人工智能在冲击地压监测预警领域的研究，主要聚焦于微震数据处理、震源参数计算与风险预警模型构建这3个关键环节，通过数据驱动与物理机理融合的新范式，推动该领域向智能化、精准化方向发展.

2 微震数据处理研究现状

微震数据处理是矿山岩体稳定性评估与灾害预警的核心支撑. 随着微震监测系统数据规模扩大与噪声环境日益复杂，传统数据处理方法在效率与精度方面面临挑战. 近年来，以深度学习为代表的智能算法凭借其特征学习与非线性拟合能力，为微震信号处理环节的技术革新提供方向. 本节归纳了涵盖数据层、算法层及应用层的微震数据处理流程（图3，图中σ和tanh均为激活函数），围绕流程中的信号去噪、事件识别、到时拾取以及事件分类等核心任务，系统梳理了基于传统信号处理与基于深度学习的智能方法的研究现状，随后比较了不同技术路线方法存在的优势与局限，对该领域后续发展方向进行展望.

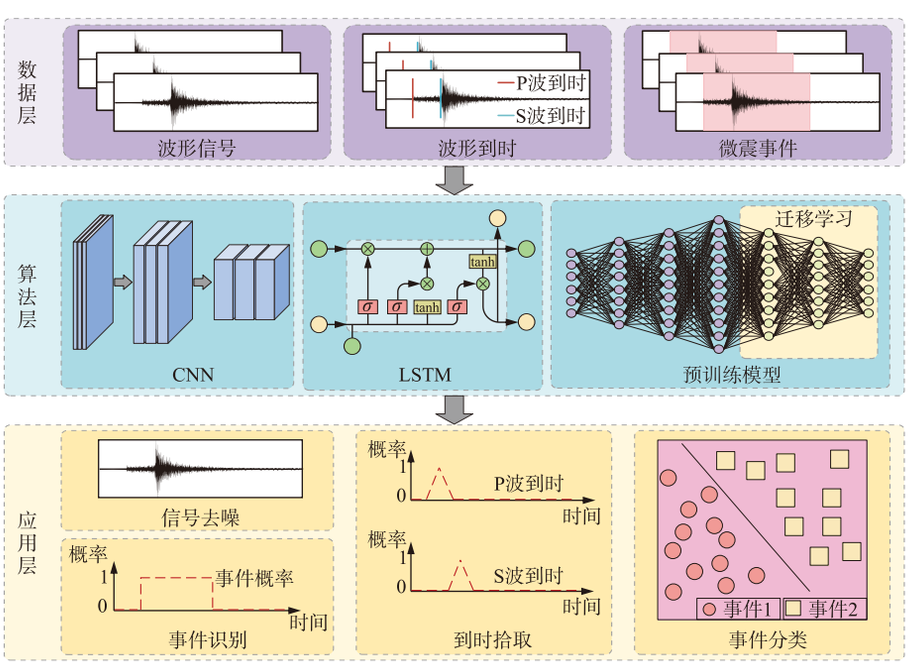

图3 基于深度学习的微震数据智能处理方法流程

Fig. 3 Flowchart of intelligent processing method for microseismic data based on deep learning

2.1　微震信号去噪方法

煤矿复杂环境下微震信号的有效去噪是微震数据分析与处理的关键前提．当前微震信号去噪方法的研究，主要可归纳为基于传统信号处理与基于深度学习的2种技术路线．

2.1.1　基于信号处理的去噪方法

基于信号处理的微震去噪方法已形成较为完整的技术体系，其中以小波变换与经验模态分解为代表的分析方法因其能够有效处理非平稳信号而成为研究重点．这些方法通常遵循如图4所示的处理流程，包括输入信号、信号变换、核心处理、信号重构和输出信号等步骤．

小波变换通过多尺度分析分离噪声成分并保留微震信号的关键特征，因其良好的时频局部化特性而被广泛应用．文献[8]建立了基于分层阈值确定的小波去噪模型，有效地提取微震数据中的有效信号，较少地抑制其有用成分，且与原始信号有着更好的相似性；文献[9]提出了基于前置噪声无偏估计的小波阈值策略，并结合FIR滤波器构建联合滤波算法．

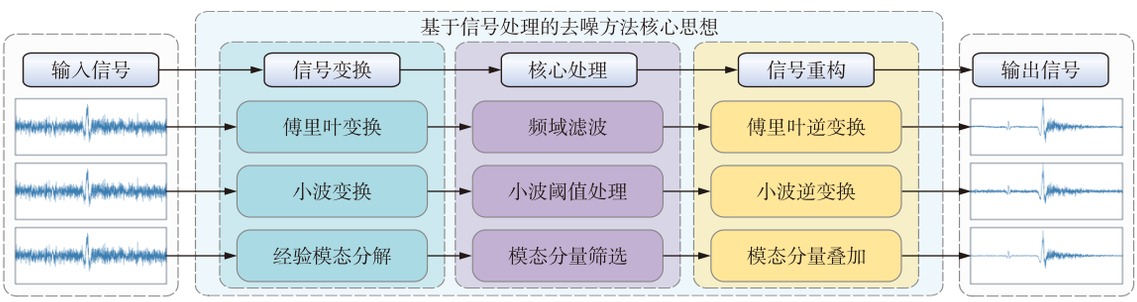

图4　基于信号处理的去噪方法基本流程

Fig. 4　Flowchart of the denoising method based on signal processing

经验模态分解(EMD)通过自适应筛分过程将信号分解为若干本征模态函数，适用于非平稳信号的噪声分离与特征凸显．文献[10]将EMD与互信息熵相结合，提出了一种自适应提取算法，通过计算相邻分量能量熵之间的互信息值来区分高频和低频信号，进而重构微震信号，有效提升了信噪比；文献[11]利用CEEMDAN算法将波形分解为本征模函数，再根据Hurst指数筛选出有效信号分量进行重构，有效提升了不同信噪比信号的去噪效果．

以上研究表明，传统信号处理方法虽具有方法体系成熟、计算效率高及物理意义明确等优势，并在特定噪声环境下表现良好，但在处理煤矿低信噪比微震信号时往往高度依赖于先验知识与人工参数设定，导致在复杂工况下适应性较差．因此，突破复杂噪声条件下信号处理的适应性瓶颈、降低方法对人工经验与预设参数的依赖，是提升其在矿山实际场景中适用性与可靠性的关键．

2.1.2　基于深度学习的去噪方法

基于深度学习的微震信号去噪方法依托数据驱动范式，通过自适应特征提取机制，缓解了传统人工设计滤波器的局限，在低信噪比与复杂噪声场景中能够实现高保真信号重构，图5展示了不同深度学习模型对微震信号的去噪效果对比．文献[12]提出了基于多尺度扩张卷积的去噪方法，可有效地捕捉微震信号频域特征和多尺度特征；文献[13]在卷积自编码器中引入改进的注意力模块，通过通道加权抑制噪声并保留信号细节，同时有效减少了去噪过程对极化特征的影响．

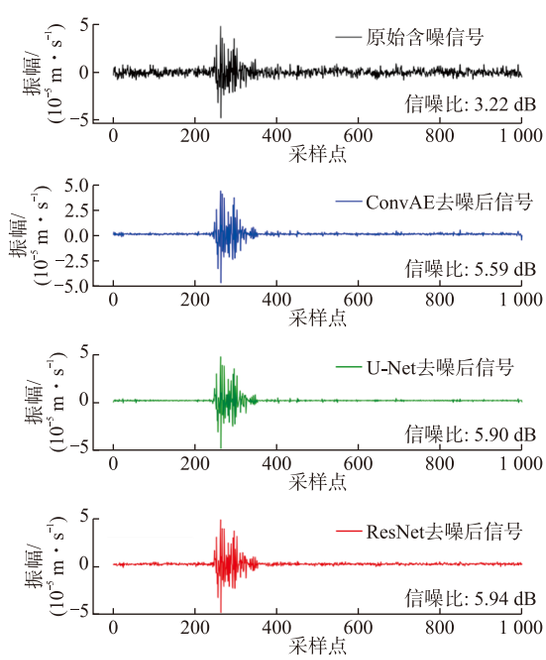

图5　基于深度学习模型的微震信号去噪结果示例

Fig. 5　Example of denoising results for microseismic signals based on deep learning

随着深度学习在计算机视觉领域的蓬勃发展,部分学者借鉴其先进的网络架构,或利用迁移学习技术引入图像领域的预训练知识,缓解了微震数据标注样本匮乏问题.文献[14]利用图像数据集对去噪模型进行预训练,将学习到的知识迁移至微震信号去噪,实现快速高效地消除微地震信号中的噪声;文献[15]在图像领域经典模型U-Net中插入残差块与重构块,实现了对有效信号与随机噪声进行区分;文献[16]则通过改进的图像去噪网络,结合残差学习与全卷积子网络结构,实现了微震信号高效去噪.

以上研究表明,深度学习方法通过数据驱动机制能有效学习微震信号与噪声间的复杂非线性映射,在处理高维特征和低信噪比场景中展现出优势.然而,此类方法的性能高度依赖训练数据的规模与质量,使用合成数据训练时常因分布差异导致模型跨矿区应用不稳定,且噪声抑制与信号保真的平衡仍待优化.因此,构建兼具自适应性、高计算效率,并能有效平衡去噪强度与信号保真度的智能模型,是推动该方法走向工程实用的关键所在.

2.2 微震事件识别方法

微震事件识别作为监测预警体系的先决环节,旨在从含有大量背景噪声的连续地球物理观测数据中,捕捉并分离出由岩体破裂或断层活动产生的有效微震信号.针对这一关键任务,本节主要从基于特征工程以及基于深度学习两方面进行梳理和总结.

2.2.1 基于特征工程的事件识别方法

早期的微震事件识别主要依赖于基于阈值判定的物理特征分析.文献[17]通过分析微震在震源参数及波形特征上的概率密度分布特点,筛选出地震力矩对数、能量对数及主频等高区分度特征,构建了基于统计学原理的事件识别模型;文献[18]通过分析信号与噪声在不同尺度剖面上的差异并提取特征峰值,结合阈值判定实现了低信噪比条件下微震信号的识别.

随着机器学习的发展,许多学者尝试将特征构建与模型融合应用.文献[19]提出了基于改进小波分解和极限学习机的微震事件识别方法,有效提升了事件识别的精度.文献[20]提出了利用小波散射分解变换提取微震事件和噪声信号的特征,将优化后的特征矩阵输入支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器来进行微震事件的智能识别.

以上研究表明,基于特征工程的微震事件识别方法在特定场景下取得了显著进展.然而,这类方法高度依赖领域先验知识和信号物理特性分析,所构建的特征体系往往针对特定监测条件设计,难以充分表征复杂波形的高维非线性信息,导致其在迁移至不同场景时泛化能力受限.因此,如何在保持识别性能的前提下,降低对人工特征的依赖,提升模型在不同地质与噪声环境下的适应能力,是该方向亟待突破的关键问题.

2.2.2 基于深度学习的事件识别方法

尽管传统方法在特定条件下取得了成效,但采矿复杂环境中的弱微震信号与低信噪比特征受岩体结构影响,致使依赖固定阈值或人工特征的识别技术在精度与适应性方面面临局限.为突破传统识别方法的局限,深度学习通过端到端的特征学习机制,能够实现对微震信号深层特征的自动提取与高效识别.图6展示了不同信噪比下深度学习模型的微震事件识别效果,其检测结果通常以概率曲线形式呈现,实现对背景噪声与有效信号的区分.

在煤矿领域,基于深度学习的微震事件识别研究尚处于发展初期,相关文献相对有限.值得关注的是,矿山微震与天然地震在信号特征、传播机理及识别模式等方面具有技术共通性.近年来,深度学习事件识别方法已成为地震学领域的研究热点,并形成了丰富的技术积累,为煤矿微震监测技术的创新发展提供了重要借鉴.文献[21]构建了基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)以及分层注意力机制的事件监测模型,将信号的全局波形信息与局部震相特征相结合,提升了识别精度;文献[22]提出了基于残差网络(Residual Network, ResNet)的微地震事件识别方法,有效地检测到了更多微震事件.

以上研究表明,深度学习凭借特征学习与模式识别能力,能够突破传统方法在低信噪比环境下的性能瓶颈,提升微震事件识别的准确率与效率.

然而,现有方法高度依赖大量高质量且场景匹配的训练数据,导致其在面对新矿区或不同地质条件时鲁棒性不足.因此,如何在兼顾计算效率与识别性能的前提下,有效提升模型跨矿区的事件识别能力,成为当前研究中亟待突破的难点.

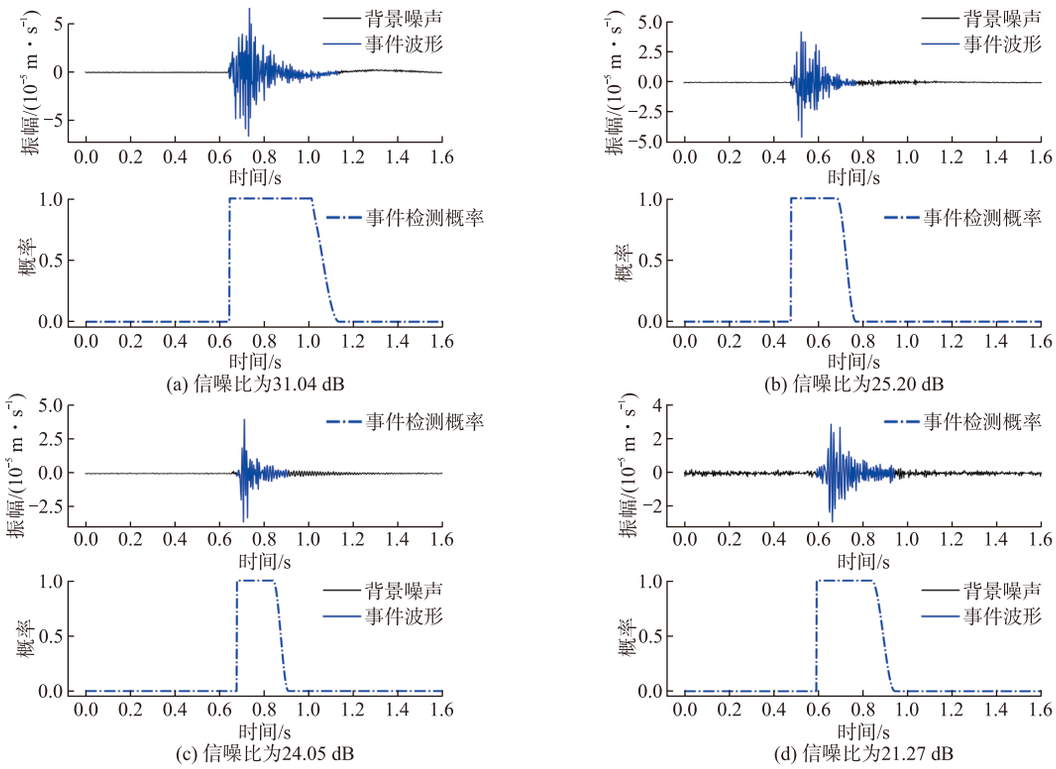

图 6　不同信噪比下深度学习模型的微震事件识别示例

Fig. 6　Examples of microseismic event recognition for deep learning models under different signal-to-noise ratios

2.3　到时自动拾取方法

微震事件到时拾取旨在从波形信号中精确确定P波与S波的初至时刻，是构建智能预警流程的关键基础环节．本节将从传统信号处理方法与深度学习智能方法2个方面，对微震事件到时拾取技术进行梳理与总结．

2.3.1　基于信号特征的到时拾取方法

长短时窗比值法(STA/LTA)是到时拾取中应用较为广泛的基础算法，许多研究致力于对其进行改良与融合．例如，文献[23]提出一种质量寻优策略，根据信噪指数来选取最佳信号，应用归一化的STA/LTA算法降低了P波初至到时的拾取误差；文献[24]提出结合提升小波包能量不纯度与改进的时窗能量比，构造出特征分析函数进行初至拾取，有效缓解了常规方法抗噪性弱、复杂微震波形拾取精度差等问题；文献[25]提出了基于时频分析的下山比较法，实现了对微震信号中P波精确到时和S波峰值到时的联合拾取．针对拾取难度更大的S波，文献[26]通过分析短时平均过零率、短时平均振幅与短时能量的变化规律，构建了适用于单分量信号的S波自动识别方法．

以上研究表明，传统基于信号特征的拾取算法虽为微震分析奠定了基础，但其对人工参数设定的依赖、抗噪性不足以及对S波拾取的低灵敏度，制约了微震监测技术在大规模、实时化场景中的应用，催生了对高鲁棒性的智能拾取方法的迫切需求．

2.3.2　基于深度学习的到时拾取方法

为了克服传统方法的局限性，基于深度学习的自动到时拾取方法逐渐成为研究热点．这类方法通常通过构建复杂的神经网络，实现从原始微震波形数据中学习特征并输出到时概率．

早期的探索如文献[27]对处理后的微震波形进行短时傅里叶变换以提取特征，进而利用LSTM(长短期记忆网络)进行P波到时拾取；文献[28]基于孪生网络进行地震相位拾取，通过比较高信噪比与低信噪比地震图的潜在特征，利用相似性来提升低信噪比条件下模型的到时拾取性能．

随着深度学习方法的深入应用，研究者们开始借鉴计算机视觉领域的成熟架构来处理地震波形数据．如图7所示，此类方法通过输出时间轴上的概率分布，进而在不同信噪比环境下依据概率峰值实现P波初至的精准定位．文献[29]采用广泛应用于医学图像处理的U-Net模型，设计了创新的Phase-Net模型，实现对三分量微震波形数据进行直接处理，提高了S波检测数量和准确率；文献[30]将对抗去噪自编码器和目标检测模型分别迁移应用于微震信号的去噪和P波初至拾取任务；

文献[31]将注意力机制引入U-Net模型,结合地震波形与能量表象作为双通道输入,增强了模型对相位信息与初至能量属性的关注;文献[32]以百万条地震波数据为驱动,结合U-Net构建基于地震波数据的震动波到时自动拾取初始模型,构建了矿山微震到时精准拾取模型;文献[33]利用Transformer模型与分层注意力机制,能够结合微震到时信息和完整波形数据进行信号检测与到时拾取,在强噪声环境和S波拾取上展现了优异的性能;文献[34]设计的SeisT作为一个多模块深度学习基础模型,结合了卷积与Transformer架构的优势,旨在通过一次训练完成包括微震检测、到时拾取、初至极性分类和震级估计在内的多项任务,展现了构建通用地震学基础模型的潜力.通过表1的对比可以看出,尽管传统方法原理简单,但深度学习方法在精度和自动化方面展现出优势.

以上研究表明,深度学习模型凭借其强大的特征学习与模式识别能力,不仅提升了海量数据的处理效率,更在低信噪比环境下P波初至的精准识别方面取得了重要进展.同时,迁移学习技术的引入有效增强了模型在数据稀缺场景下的可用性.然而,现有方法在极低信噪比或复杂波形干扰下,对P波初至拾取的时间精度仍难以保证,并且容易受区域间数据分布差异的影响.因此,如何提升模型的跨区域适应能力与噪声鲁棒性是后续研究的重要方向.

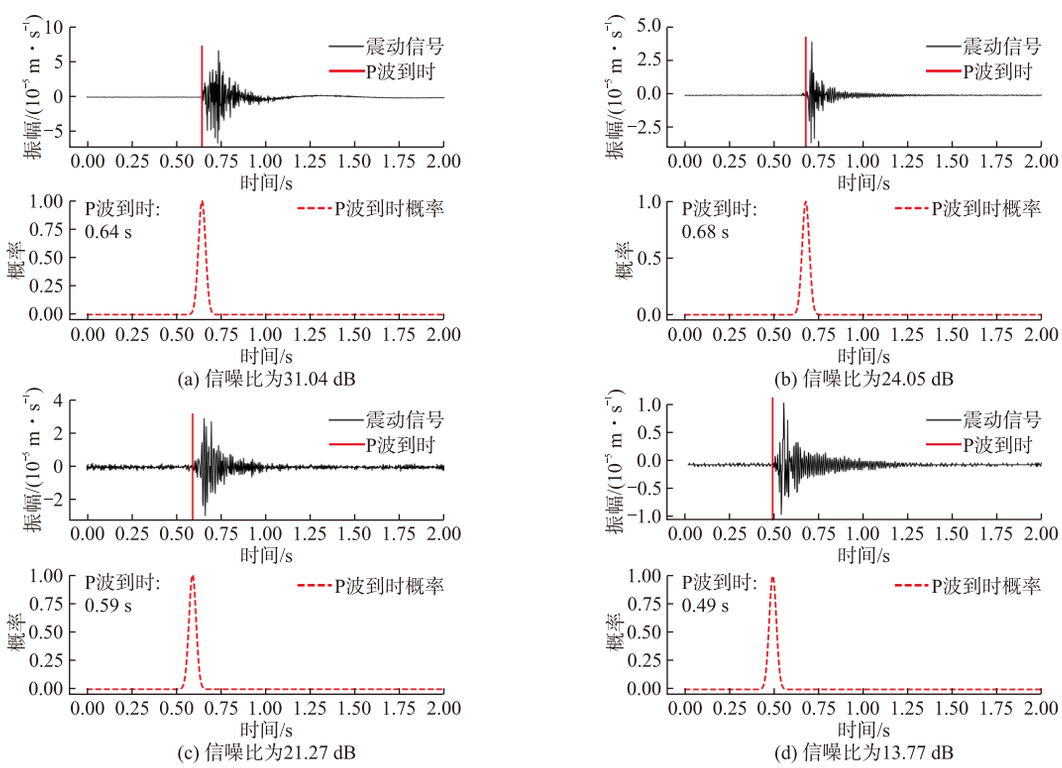

图7 不同信噪比下深度学习模型的P波拾取结果示例

Fig. 7 Examples of P-wave pickup results of deep learning models under different signal-to-noise ratios

表1 微震事件到时拾取方法对比

Table 2 Comparison of microseismic event arrival picking methods

方法类别	核心原理	代表方法	优势	局限
信号特征方法	基于特征函数与阈值	STA/LTA及其改进算法	计算速度快、原理直观简单	抗噪性差、依赖人工经验调参
深度学习方法	数据驱动的高维特征映射	PhaseNet[29], EQTransformer[33], SeisT[34]	精度高、抗噪强、自动化程度高	依赖大量数据、泛化能力受限、可解释性差

2.4 微震事件分类方法

微震事件分类是对已提取的有效信号段进行属性判别与震源定性,旨在根据波形特征区分岩体破裂、人工爆破、钻孔作业等不同事件.不同于识别阶段侧重于信号与噪声的区分,分类阶段侧重于辨析信号产生机制,通过精确归类有效剔除干扰事件,从而降低监测系统误报率.

为从复杂的波形数据中挖掘出能够区分不同事件类型的关键特征,研究者们围绕基于信号特征提取和机器学习的方法展开研究.文献[35]结合经

验模态分解与奇异值分解来提取信号的奇异值特征，并利用支持向量机进行分类；文献[36]分析了冲击地压矿井中矿震、爆破等5种典型微震信号的特征，构建了基于BP神经网络微震事件判识模型.

尽管传统的机器学习方法取得了显著进展，但其性能高度依赖于人工设计的特征工程. 相比之下，基于原始信号的深度学习方法能够实现端到端的特征自提取，提升了分类效率. 文献[37]提出了基于深度学习方法的矿山微震信号分类识别模型，实现对矿山生产过程中的岩石破裂、爆破作业、背景噪声等9类事件的自动识别；文献[38]提出了一种结合奇异谱分析、CNN和LSTM的模型，能够同时捕捉信号的空间特征和时间序列依赖关系，从而有效识别井下的微震、爆破及机械噪声；文献[39]提出了通用的自动分类网络，通过自适应池化层和新颖的门控残差结构，实现了对不同长度与采样率的原始微震波形的分类.

部分学者则尝试将一维时域信号转换为二维图像，旨在利用计算机视觉领域成熟的架构来提升分类性能. 文献[40]则采用S变换提取信号的能量曲线并生成灰度图，同样利用CNN实现了天然地震与爆破的有效区分；文献[41]引入迁移学习范式，将多通道微震波形转换为波形图像，通过对在大型图像数据集上预训练的成熟模型进行微调，缓解了小样本条件下的训练瓶颈，在微震、爆破、钻孔和噪声的四分类任务中取得了优异效果.

以上研究表明，深度学习技术利用自动特征学习机制提升了微震事件分类效能. 然而，随着分类任务从简单的微震与爆破事件二元划分，发展至涵盖钻孔、噪声等事件的多元精细化识别，进一步提高了对模型判别能力的要求. 此外，深度学习提取的高维特征往往缺乏明确的物理含义. 因此，如何实现多类事件高精度识别，并提升结果的可解释性与工程信任度，是当前研究亟待解决的关键难题.

3　震源参数计算方法研究现状

震源参数计算是微震监测数据解析的核心环节. 面对复杂地质条件，传统基于简化模型与经验公式的方法在适应性和精度上存在局限. 近年来，以深度学习为代表的智能计算技术凭借其强大的非线性映射与特征学习能力，为震源参数的高效、高精度反演提供了新的技术途径.

本节将聚焦震源定位、震源机制反演以及能量与震级估算这3个方面，系统梳理从传统物理驱动到数据驱动的计算方法研究进展，探讨智能算法在提升参数计算可靠性、自动化水平及工程适用性方面的潜力.

3.1　震源定位

震源定位是通过分析微震监测数据，结合地震波传播理论来确定微震事件在三维空间中具体位置的关键技术. 本节将从传统定位方法和基于深度学习的智能定位方法对震源定位技术进行梳理与总结.

3.1.1　传统震源定位

传统的震源定位方法研究主要聚焦于求解算法的改进、波速模型的精细化以及几何约束的优化. 常见的技术路线包括基于到时差法的定位方法、基于几何关系的定位方法、基于波速模型优化的定位方法以及基于全局寻优的方法.

基于到时差法的定位方法，如Geiger法、P波/S波初至法，通过P波或S波到达各监测站的时刻，结合已知波速与距离，计算震源位置. 文献[42]建立多通道内微震波的联合识别体系，提出利用2种判断法剔除异常波形，实现了对震源的高精度定位.

基于几何关系的定位方法包括方位角法和相对定位法等. 文献[43]将相对定位法引入到非完整、非均质岩石的声发射事件定位中，通过选取高质量的主事件来精确确定其他事件的相对位置；文献[44]揭示了震源定位双曲线域的非均匀特性及其对误差的放大效应，指出定位精度高度依赖于震源与台网的相对位置，为优化台网布设提供了理论依据.

基于波速模型优化的定位方法利用微震波在介质中传播的速度模型，反演波形从震源到台站的传播路径，确定震源位置. 文献[45]针对地下矿山复杂地质环境下传统均匀波速模型定位精度不足的问题，提出了基于边界离散化的波速建模方法，在保证定位精度的同时降低计算量，提升了微震定位准确性；文献[46]针对煤矿采空区微震定位难题，建立了采空区覆岩分区波速模型，通过引入采空区空洞绕射路径计算与基于时间平均方程的裂隙带等效波速反演，提升了含空洞与裂隙等复杂地质结构下的定位准确性.

基于全局寻优的定位方法利用现代优化算法，解决传统震源定位方法中容易陷入局部最优和定位精度不足的问题. 文献[47]针对信号通道数量与定位精度矛盾的问题，利用多目标粒子群算法实现全局搜索，结合模拟退火算法进行局部优化，提升了震源定位准确率；文献[48]应用斯奈

尔定律来修正非直线的地震波传播路径，并结合布谷鸟搜索算法进行全局优化求解，以提高定位精度；文献[49]利用遗传算法进行全局粗搜索以确定高质量的初始解区域，进而采用具有多策略自适应机制的粒子群算法进行精细的局部搜索，实现了震源精确定位.

以上研究表明，现有方法通过改进初始值选择、构建非均匀波速模型及设计混合优化策略，提升了复杂矿山环境下的定位精度与稳健性. 然而，传统方法仍受限于对波速模型与传播路径的理想化假设，并受台站布局的几何约束，部分高级算法还存在设计复杂、对输入数据质量敏感等问题. 因此，在现有框架下突破对先验信息的依赖，并且弱化几何构型限制，进而开发对复杂数据更具鲁棒性的高效算法，是推动传统方法焕发新生的关键路径.

3.1.2 基于深度学习的震源定位

随着深度学习技术的快速发展，凭借其自动特征提取、高精度、高鲁棒性等优势，弥补了传统方法在复杂环境下的定位能力不足. 基于深度学习的微震事件自动定位流程如图8所示，该流程一般包括微震数据预处理、特征提取以及分阶段定位的全过程. 文献[50]通过小波频谱分析进行面源定位，进而利用CNN识别信号的频谱图，实现二维点源精确定位；文献[51]提出了一种基于二维CNN的模型，通过回归震源空间坐标，实现了无需显式先验速度模型的微震事件精度定位.

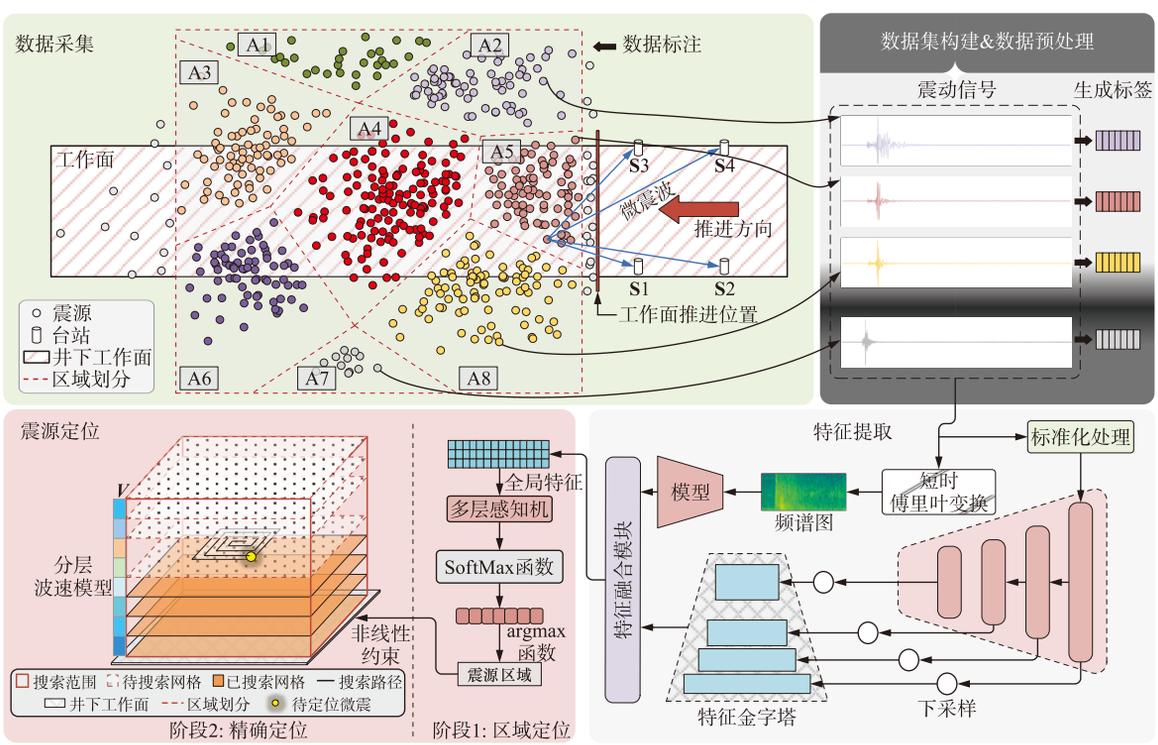

图8 基于深度学习的微震事件自动定位方法流程

Fig. 8 Flowchart of automatic microseismic event localization method based on deep learning

为了突破单一网络架构在捕捉复杂时空特征上的局限性，研究者们进一步探索了混合模型与强化学习等前沿技术. 文献[52]提出了LSTM与CNN的融合深度学习模型，利用过采样技术缓解矿井微震事件空间分布不均导致的样本不平衡问题，较传统方法在时效性上得到了提升；文献[53]使用深度Q网络框架将任务分解为3个子任务共同确定微震源位置；文献[54]研究并利用深度强化学习实现了微震定位的全自动化.

以上研究表明，以深度学习为代表的智能定位方法能自动提取波形特征，提升了震源定位效率. 然而，其性能高度依赖大规模高质量标注数据，与矿山现场数据稀缺的现状相矛盾；同时，模型在跨矿区迁移以及应对复杂波速场变化时表现仍不稳定. 因此，将物理规律与地质先验知识融入模型设计，构建高精度智能定位方法，是后续研究的关键方向.

3.2 震源机制反演

震源机制反演是微震分析的关键环节，旨在确定断层几何与滑动特征，以揭示岩体破裂机制与应力状态，为冲击地压等灾害防控提供理论支撑. 随着人工智能技术的出现，许多研究开始探索

数据驱动的智能求解路径，推动了该领域从传统方法向智能反演的演进.

本节将系统梳理传统矩张量反演方法的原理与发展，并对新兴的智能求解途径进行归纳，以呈现该研究方向整体进展.

3.2.1　基于矩张量反演的震源机制反演

常见的矩张量反演方法主要包括基于P波初动极性的方法、基于振幅比的方法以及基于全波形的方法. 近年来，为消除路径效应影响，基于多事件的相对矩张量反演也得到了发展. 文献[55]基于相对矩张量反演方法，提出了巨厚覆岩煤矿矿震震源机制反演，分析了大能量矿震震源机制；文献[56]利用矩张量反演开展不规则煤柱破裂类型研究，利用应力场反演开展不规则煤柱主控因素、应力分布和震源机制研究；文献[57]分析了声发射中最小二乘反演、加权最小二乘反演和剪切-张拉-压缩源反演3种反演方法；文献[58]针对煤岩张拉与张剪破裂机制，基于P波初始振幅构建了广义张剪破裂震源表征模型，实现了动裂隙源张剪属性、破裂尺度及空间取向等参数的定量反演，并结合现场监测分析了破裂源参数演化特征在大尺度顶板断裂前兆规律识别中的应用.

以上研究表明，传统矩张量反演方法形成了相对成熟的理论体系，并在工程实践中得到应用. 尽管近年来已有研究尝试突破单一破裂机制的限制，向更复杂的模型拓展，但现有的主流反演技术仍多依赖于点源假设，在刻画复杂体积破裂过程方面存在局限. 此外，反演结果受台网布局与数据质量影响显著. 因此，面对实际地质条件的复杂性以及模型简化导致表征能力不足的问题，需要进一步提升方法的适应性与反演稳健性.

3.2.2　基于深度学习的震源机制反演

深度学习凭借其自动特征提取与多任务学习能力，为震源机制反演提供了新的技术路径. 现有研究主要探索建立微震波形数据与震源机制参数（如断层产状、矩张量分量）之间非线性映射关系的端到端反演模式. 如图9所示，该方法实现将多通道波形输入映射为震源机制参数.

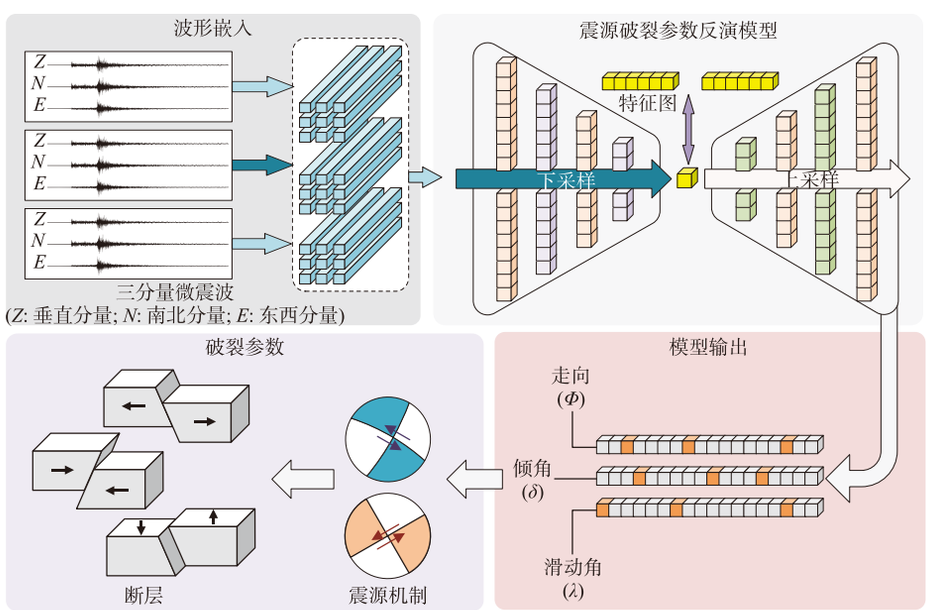

图9　基于深度学习的震源机制反演方法流程

Fig. 9　Flowchart of microseismic focal mechanism inversion method based on deep learning

在煤矿领域，基于深度学习的震源机制反演研究尚处于起步阶段，文献[59]以微震基础模型为核心，结合混合矩张量反演方法，实现了从信号检测到震源机制求解的智能化处理，并在冲击地压工作面应用中验证了模型能够有效揭示孤岛煤柱区域的剪切破坏机制，实现了震源参数的自动化反演；文献[60]结合专家先验知识提出了多任务学习的震源机制网络，将反演任务建模为多任务回归问题，直接预测断层的走向、倾角和滑动角，提高了震源机制参数估计的准确性；文献[61]提出了基于全波形的震源机制反演网络，降低了对P波初动极性拾取的依赖，直接利用深度卷积网络从三通道全波形数据中挖掘特征，实现了震源机制的实时自动化求解；针对缺乏标签数据的难题，文献[62]进一步引入深度强化学习技术，构建了智能体自主反演框架，通过智能体与物理环境的交互试错，实现了对最优震源机制解的搜索.

以上研究表明，基于深度学习的震源机制智

能求解方法能够自动、高效地从波形数据中学习复杂特征，实现对震源机制参数的智能估计．然而，现有模型在跨区域应用时鲁棒性不足，且其反演结果的可解释性与不确定性量化有待进一步深化．因此，提升模型对多样监测场景的适应能力，增强反演过程的可靠性与结果的物理可释性，是推动其工程应用的关键．同时，深入探索网络输出与震源物理机制间的内在关联，对理解岩体破裂过程与微震致灾机理具有重要理论意义．

3.3 微震能量与震级估算

微震能量作为评价矿山危险和预测冲击地压风险的重要物理参数，反映了岩体破坏的结果．传统的震动能量计算方法主要包括能量密度法、震动持续时间法、地震图积分法以及基于震源谱的计算方法等．针对矿山微震，研究人员进行了多方面的改进．文献[63]通过引入由现场标定炮确定的能量特征系数，并结合萨道夫斯基经验公式进行回归计算，从而由各监测点的峰值振动速度反演微震的震源能量；文献[64]针对微震事件，提出应使用通过完整的矩张量解反演得到的标量矩来正确计算微震事件的矩震级．

然而，目前矿山微震震动能量的智能化计算方法仍处于早期发展阶段，相关方法相对有限．因此，该领域主要借鉴了地震学领域的深度学习方法以推动技术进步．在地震领域，深度学习方法已展现出强大的特征提取和模式识别能力．文献[65]基于单台站原始波形的振幅信息，利用 CNN 和 LSTM 自动提取隐含的震源强度与路径衰减特征，实现了对微震震级的估计；文献[66]开发了一套半经验性的工作流程，用于从分布式声学传感阵列记录的应变数据中估算地震的标量地震矩和矩震级；文献[67]受 VGG 网络模型架构的启发，提出了一种多任务深度学习模型，实现从原始微震波形中一次性、并行地完成震源区域分类、能量估算和矩震级估算 3 个任务．

以上研究表明，传统物理方法虽然理论基础坚实，但在实际应用中往往受限于参数不确定性和区域局限性等问题．相比之下，基于数据驱动的深度学习方法能够自动提取波形中的有效特征，展现出更强的适应性和准确性，但其性能在很大程度上受限于训练数据的规模与质量．因此，后续研究应着力探索深度学习在矿山微震震级估算中的应用，重点增强其对弱信号的敏感性与表征能力，实现对岩体能量释放的更精准评估．

4 冲击地压风险预警研究现状

冲击地压风险的精准预警是矿山动力灾害防控的关键难题．该领域主要遵循理论驱动与数据驱动 2 种研究路径，前者基于矿山压力、岩体力学等理论，构建具有明确物理意义的预警模型；后者则利用统计学习与人工智能技术，从监测数据中挖掘危险前兆规律．本节将系统梳理和总结基于物理机理和数据驱动的预警模型研究现状，剖析其内在逻辑、技术特点与发展挑战．

4.1 机理驱动的预警模型

机理驱动的冲击地压预测方法是煤矿动力灾害防控体系的核心．根据方法原理与技术途径的不同，这些预测方法主要可归纳为基于矿山力学响应的采矿方法、基于岩体物理场感知的地球物理方法以及融合前述两者的多参量综合监测预警方法．

采矿方法包括钻屑法、综合指数法、支架阻力监测法和应力监测法，直接获取煤层与岩层动态信息．文献[68]针对富水煤层钻屑法监测失效问题，利用三轴加卸载钻进试验手段，结合声发射时空演化特征构建损伤椭球体模型，揭示了含水率煤体破坏模式的规律，确定了钻屑法临界指标；文献[69]综合地质动力环境与开采条件选取 15 个影响因素，构建了冲击地压风险分级指标体系，通过层次分析法确定指标权重，结合模糊综合评价法建立了预测模型；文献[70]构建了应力-应变-损伤耦合数值模型，提出了冲击应变能指标，用于煤岩冲击倾向性定量评价，实现了煤矿冲击地压的时空预测性能验证，构建了基于能量释放特征的预警方法体系．图 10 展示了陕西某矿冲击变形能的预警结果．

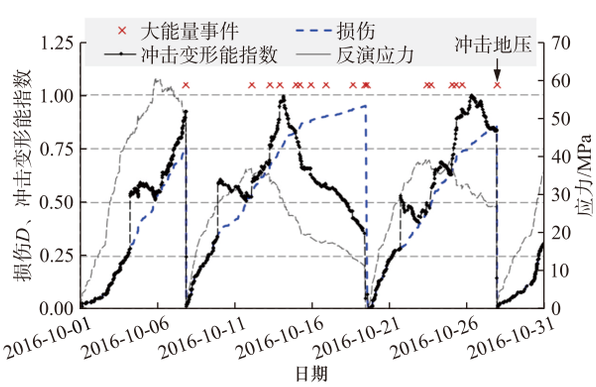

图 10 陕西某矿冲击变形能预警结果

Fig. 10 Early warning results of impact deformation energy in a Shaanxi mine

地球物理方法包括微震法、地音法和电磁辐射法等，可以实现非侵入式的监测．文献[71]基于动静应力叠加作用机理，揭示了准静态应力主导型与震源动态应力主导型的断层活化模式，构建了断层活化诱发冲击地压的力学模型，提出了应力场重构、能量释放监测的多维预警体系；文献[72]利用声发射监测和CT成像技术，开展变速率加载条件下泥岩损伤演化研究，揭示了不同加载阶段波速场分布规律；文献[73]基于动静载叠加诱冲理论，提出了基于应力场CT反演的危险源辨识方法，构建了主被动双源震动波一体化监测技术，实现了冲击地压源头的实时反演与精准预警．图11展示了陕西某矿工作面震动波CT反演结果．

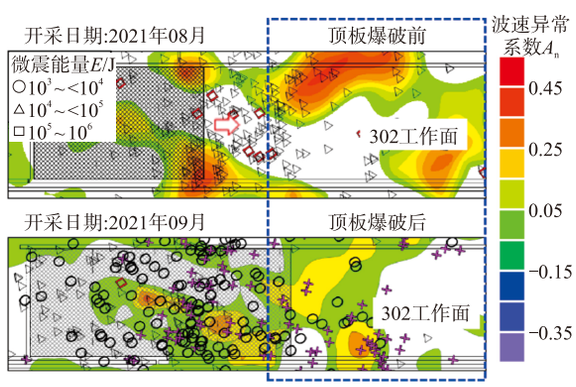

图11　陕西某矿工作面震动波CT反演结果

Fig. 11　CT inversion results of vibration wave in the working face in a Shaanxi mine

多参量综合监测通过融合采矿与地球物理手段实现精准预警．文献[74]基于动静载荷叠加致灾机理，提出了煤岩动力灾害多源信息融合预警方法，设计了四阶段分级风险评价体系，构建了动静耦合应力场与震动波场协同监测的预警模型；文献[75]针对我国煤矿冲击地压事故频发、传统防治手段被动应对的现状，系统梳理了冲击地压基础理论、监测预警与防治技术体系，指出现有研究在孕灾机理与防控技术层面的局限性，建立了基于矿井开采阶段差异化的分类防控技术体系；文献[76]基于震源参数关联性特征，构建了冲击地压风险综合评价体系，提出了相似度指数和强度指数构成的风险指标，提升了矿井冲击地压预警系统的识别能力．

以上研究表明，机理驱动的冲击地压预测方法正朝着多源信息融合与系统化预警方向发展，并在多个层面取得进展．但是，许多基于特定矿区构建的高精度模型缺乏普适性，难以直接迁移至地质条件差异显著的其他矿井，同时现有综合评价模型在指标赋权时过于依赖专家经验，缺乏客观、数据驱动的风险判识标准．因此，开发具有跨矿区可迁移性的预测模型，对于提升冲击地压预测技术的实用价值具有重要意义．

4.2　数据驱动的预警模型

随着人工智能技术的飞速发展，冲击地压监测预警正从传统机理驱动范式向数据智能驱动范式演进．当前，数据驱动的预警方法主要包括传统统计模型、机器学习模型与深度学习模型三大类别．

基于历史时间序列的传统统计模型具有模型简洁、解释性强等优势．文献[77]针对矿山事故时序的非平稳特性，通过经验模态分解将原始数据转化为趋势项和随机扰动分量，分别采用灰色模型和自回归移动平均进行协同预测，提供了冲击地压高精度预测工具．

机器学习模型在处理结构化监测数据的流程上得到显著优化，推动了预警方法从人工经验判断向自动化、精细化方向演进．文献[78]结合t-SNE降维算法和无监督聚类算法重构数据标签，提出了基于SVM的冲击地压预测模型；文献[79]基于触发机理将冲击地压分为自发型与远程触发型，融合模糊理论与故障树分析法，构建了概率评估模型；文献[80]基于岩体爆破倾向指数和垂直应力异常指标，采用决策树、神经网络等机器学习方法构建了硬煤矿冲击地压风险评估模型．

深度学习凭借其多层神经网络结构，在处理复杂非线性时序关系和大规模数据特征提取方面展现出显著优势．文献[81]提出基于一维CNN的微震能级时序预测方法，通过历史能量序列预测后续事件能级，有效缓解了能级样本误判的问题；文献[82]提出了基于长短期时间窗融合的冲击地压空间预测方法，实现了冲击地压全时空预测．图12展示了内蒙古某矿全时空冲击地压预测结果；文献[83]构建了基于微震事件时空预测的深度学习预警系统MSNet，该模型包括卷积、循环、跳跃循环和自回归模块，可动态识别深部矿井冲击地压危险区域．

尽管深度学习表现优异，但纯数据驱动范式在面对非平衡小样本数据时存在失效风险．例如，文献[82]在模型测试中发现，当缺乏明确的物理能量指标约束，仅依赖数据统计分布特征时，深度学习模型在大能量事件上的预测准确率会大幅下降，甚至出现漏报．对此，部分学者尝试将物理机理与数据驱动方法相结合，以进一步提升预测性能．

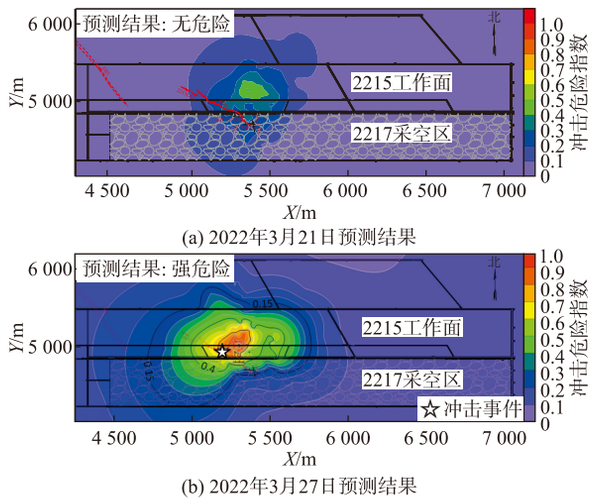

图 12 内蒙古某矿全时空冲击地压预测结果

Fig. 12 The spatio-temporal rock burst prediction results of an Inner Mongolia mine

文献[84]提出了一个知识与数据融合驱动的深度神经网络,结合基于物理模型的显式地震指标和由 CNN 自动从原始数据中提取的隐式特征,实现了对冲击地压的有效预测. 在此基础上,文献[85]进一步引入了注意力机制,以更有效地融合基于物理机理的显式指标和由 CNN 从微震数据中提取的隐式数据特征,从而构建了更为精准的冲击地压时序预测方法. 文献[86]则采用基于 Bayes-XGBoost 的模型,通过对工作面进行网格化并利用滑动窗口技术,提取并融合多个微震空间参数,从而对特定区域的危险等级进行精细化预测.

以上研究表明,现有研究在特征提取与预测精度方面虽有进展,但多数模型仍存在以下局限:其一,侧重静态评估或事后分类,动态预警能力不足;其二,预测维度单一,未能融合时序、空间与危险等级等多维信息,制约了风险的综合量化评判. 因此,构建融合时序演化、空间分布与危险等级的多维动态预警体系,是实现精准预测的关键挑战.

5 未来研究方向与挑战

人工智能技术在冲击地压预警领域已取得显著进展,但在实际工程应用中仍面临诸多挑战. 图 13 从挑战、思路及目标维度展示了未来的技术演进路线. 本节将围绕模型泛化与可解释性、多源异构数据深度融合、机理与数据融合驱动方法以及标准化基准数据库 4 个方面展开深入探讨.

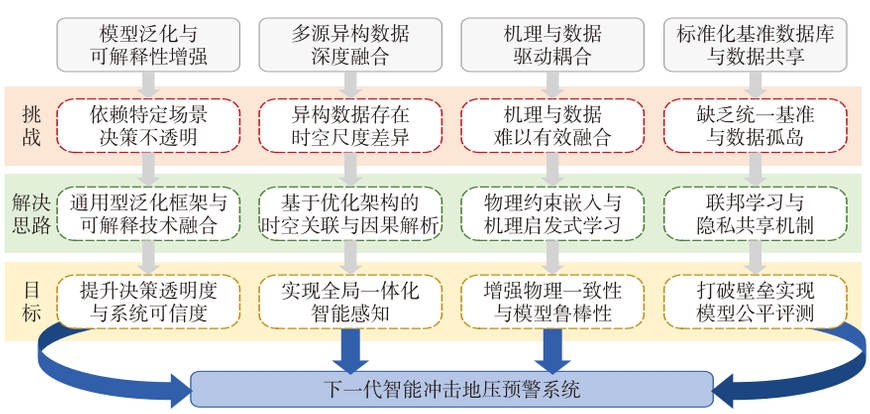

图 13 智能冲击地压预警系统未来研究挑战

Fig. 13 Future research challenges for intelligent rock burst warning systems

5.1 模型泛化能力与可解释性增强机制

当前基于深度学习的冲击地压预警模型在特定数据集上表现优异,然而其泛化能力在不同地质构造、开采条件及台站布局的矿区中面临考验. 同时,深度学习模型的决策过程缺乏透明性,难以与岩体破裂物理机制建立直观联系,降低了现场工程师对智能系统的信任度. 因此,发展跨矿区、跨地质条件的通用型预警框架,融合可解释人工智能技术,构建决策透明、机理清晰、可信度高的下一代预警系统是未来的研究方向.

5.2 多源异构数据深度融合框架

冲击地压孕育过程涉及岩体应力、破裂演化、能量释放等多物理场耦合作用,单一监测手段难以全面捕捉灾害前兆特征. 尽管多参量综合监测体系逐步建立,但微震、地音、电磁辐射及采矿应力等异构数据在时序、尺度及物理含义上存在显著差异. 现有融合方法多停留在数据层或特征层简单拼接,未能充分挖掘多源信息间的时空关联与因果机制. 对此,未来的研究亟需突破多模态信息融合的瓶颈,探索能够深度解析多源数据因果机制的融合模型,从而实现对冲击地压孕育过程的全局性、一体化智能感知.

5.3 机理模型与数据融合驱动方法

纯数据驱动方法虽能自动学习复杂模式,但

往往忽略岩体破裂的基本力学原理，导致模型外推能力弱且在数据稀缺场景下性能骤降．而基于物理的机理模型由于对复杂地质条件与多尺度破裂的过程进行简化假设，限制了其预测精度．因此，探索将物理控制方程以软约束形式嵌入损失函数，开发能够同时学习数据特征并遵守物理定律的混合模型，有望增强模型的物理一致性与鲁棒性．

5.4　标准化基准数据库

高质量的数据是人工智能模型训练与验证的基石，目前冲击地压监测预警领域尚未形成类似计算机视觉领域 ImageNet 或地震学领域 STEAD、DiTing 等公认的基准数据集．受限于数据采集标准差异及矿山数据的隐私保密属性，缺乏统一基准导致模型难以在公平条件下进行性能评估与横向对比，阻碍了技术的迭代与推广．因此，亟需建立兼顾隐私保护的数据协同机制，挖掘联邦学习等技术的应用潜力，构建涵盖多矿区、多灾变类型的标准化数据库，为模型的公平评测与广泛推广提供坚实基础．

6　结　论

近年来，人工智能技术的兴起为我国冲击地压监测预警工作提供了全新发展路径，推动该领域逐步由传统机理驱动向数据驱动转型，整体处于从技术探索走向系统集成的发展阶段．主要进展体现在以下方面：

1）在微震数据处理方面，已从人工干预转向监测数据全流程自动化处理．以深度学习为代表的智能方法提升了微震信号去噪、到时拾取、事件识别与分类的精度和效率，尤其在低信噪比条件下优势明显，有效缓解了海量数据处理压力，降低了对人工先验知识的依赖．

2）在震源参数计算方面，数据驱动范式正深刻变革震源定位、破裂机制反演及能量估算等任务．新一代智能算法通过挖掘地震数据的隐式特征，降低了对高精度初始速度模型及密集台网布局的强依赖，提升了参数计算的稳健性．

3）在冲击地压风险预警模型构建方面，研究范式正从单一机理驱动转向数据融合驱动．通过集成微震、应力、采动等多源监测信息，构建了多种深度学习智能预警模型，增强了对冲击前兆特征的非线性捕捉与拟合能力，进而提升了预警精度与效率．

尽管人工智能技术已在冲击地压监测预警领域取得一定进展，但在实际工程应用中仍面临诸多挑战．为应对开采深度持续增加、多灾害耦合态势日益严峻的复杂开采环境，未来研究应着力提升冲击地压预警模型泛化与可解释性，深化多源异构监测数据融合，发展机理与数据融合驱动的智能预警方法，推动构建更为透明、可靠且自适应的智能预警体系，为实现矿山安全、绿色、高效开采提供坚实技术支撑．

参考文献：

[1] 潘一山，宋义敏，刘　军．我国煤矿冲击地压防治的格局、变局和新局[J]．岩石力学与工程学报，2023，42(9)：2081-2095.
PAN Yishan, SONG Yimin, LIU Jun. Pattern, change and new situation of coal mine rockburst prevention and control in China[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(9): 2081-2095.

[2] 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(1)：1-18.
WANG Guofa, REN Huaiwei, FU Jiaxing. Challenge and path of high-quality development of coal mine intelligent construction[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(1): 1-18.

[3] 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(1)：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(1): 152-171.

[4] 曹安业，窦林名，白贤栖，等．我国煤矿矿震发生机理及治理现状与难题[J]．煤炭学报，2023，48(5)：1894-1918.
CAO Anye, DOU Linming, BAI Xianxi, et al. State-of-the-art occurrence mechanism and hazard control of mining tremors and their challenges in Chinese coal mines[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(5): 1894-1918.

[5] 袁　亮，王恩元，马衍坤，等．我国煤岩动力灾害研究进展及面临的科技难题[J]．煤炭学报，2023，48(5)：1825-1845.
YUAN Liang, WANG Enyuan, MA Yankun, et al. Research progress of coal and rock dynamic disasters and scientific and technological problems in China[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(5): 1825-1845.

[6] 窦林名，王盛川，巩思园，等．冲击矿压风险智能判识与监测预警云平台[J]．煤炭学报，2020，45(6)：2248-2255.
DOU Linming, WANG Shengchuan, GONG Si-

yuan, et al. Cloud platform of rock-burst intelligent risk assessment and multi-parameter monitoring and early warning [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2248-2255.

[7] 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(9): 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(9): 1-40.

[8] 李学龙,李忠辉,王恩元,等.矿山微震信号干扰特征及去噪方法研究[J].中国矿业大学学报, 2015, 44(5): 788-792.
LI Xuelong, LI Zhonghui, WANG Enyuan, et al. Study of mine microseismic signals interference characteristic and its de-noising method[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2015, 44(5): 788-792.

[9] 朱新豪,陈炳瑞,李 涛,等.微震信号FIR-小波联合滤波算法及应用[J].岩石力学与工程学报,2020, 39(9): 1872-1882.
ZHU Xinhao, CHEN Bingrui, LI Tao, et al. FIR-wavelet joint filtering algorithm for microseismic signals and its application[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020,39(9):1872-1882.

[10] 梁 喆,彭苏萍,郑 晶.基于EMD和互信息熵的微震信号自适应去噪[J].计算机工程与应用,2014, 50(4): 7-11.
LIANG Zhe, PENG Suping, ZHENG Jing. Self-adaptive denoising for microseismic signal based on EMD and mutual information entropy[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(4): 7-11.

[11] 毛世榕,史水平,玉壮基,等.基于自适应噪声完全集合经验模态分解算法和Hurst指数的地震数据去噪方法[J].地震学报, 2023, 45(2): 258-270.
MAO Shirong, SHI Shuiping, YU Zhuangji, et al. A seismic data denoising method based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and Hurst exponent[J]. Acta Seismologica Sinica, 2023, 45(2): 258-270.

[12] CAI J X, DUAN Z J, WANG L, et al. Multiscale dilated denoising convolution with channel attention mechanism for micro-seismic signal denoising [J]. Journal of Petroleum Exploration and Production Technology, 2024, 14(4): 883-908.

[13] GE W X, MAO Q H, ZHOU W, et al. Signal enhancement for downhole microseismic data using improved attention mechanism based on autoencoder network[J]. IEEE Access, 2024, 12: 156390-156400.

[14] LI X G, FENG S, GUO Y T, et al. Denoising method for microseismic signals with convolutional neural network based on transfer learning[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2023, 16(1): 91.

[15] ZHONG T, CHENG M, DONG X T, et al. Seismic random noise suppression by using deep residual U-Net[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022, 209: 109901.

[16] LIN J C, ZHENG J, LI D W, et al. Research on microseismic denoising method based on CBDNet[J]. Artificial Intelligence in Geosciences, 2023, 4: 28-38.

[17] 董陇军,孙道元,李夕兵,等.微震与爆破事件统计识别方法及工程应用[J].岩石力学与工程学报, 2016,35(7): 1423-1433.
DONG Longjun, SUN Daoyuan, LI Xibing, et al.A statistical method to identify blasts and microseismic events and its engineering application [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2016, 35(7): 1423-1433.

[18] SHANG G J, HUANG W L, YUAN L K, et al. Automatic microseismic events detection using morphological multiscale top-hat transformation[J]. Petroleum Science, 2022, 19(5): 2027-2045.

[19] 陈 泽,丁琳琳,罗 浩,等.基于改进小波分解和ELM的矿山微震事件识别方法[J].煤炭学报,2020, 45(增2): 637-648.
CHEN Ze, DING Linlin, LUO Hao, et al. Mine microseismic events classification based on improved wavelet decomposition and ELM [J]. Journal of China Coal Society,2020,45(Sup 2): 637-648.

[20] 樊 鑫,程建远,王云宏,等.基于小波散射分解变换的煤矿微震信号智能识别[J].煤炭学报, 2022, 47(7): 2722-2731.
FAN Xin, CHENG Jianyuan, WANG Yunhong, et al. Intelligent recognition of coal mine microseismic signal based on wavelet scattering decomposition transform[J].Journal of China Coal Society, 2022, 47(7): 2722-2731.

[21] MOUSAVI S M, ZHU W Q, SHENG Y X, et al. CRED: A deep residual network of convolutional and recurrent units for earthquake signal detection [J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 10267.

[22] 潘禹行,田 宵,甘兆龙,等.应用残差网络的微地震事件五分类检测方法[J].石油地球物理勘探, 2024,59(3):392-403.
PAN Yuxing, TIAN Xiao, GAN Zhaolong, et al. Five-category detection method for microseismic events based on residual network[J]. Oil Geophysi-

cal Prospecting，2024，59(3)：392-403.

[23] 赵扬锋，王进铭，潘一山，等.基于质量寻优与归一化STA/LTA方法的微震P波到时拾取技术研究[J].岩石力学与工程学报，2022，41(8)：1610-1625.
ZHAO Yangfeng，WANG Jinming，PAN Yishan，et al.Study on determining arrival times of microseismic P-wave based on quality optimization and normalized STA/LTA method[J].Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering，2022，41(8)：1610-1625.

[24] 王冲鹏，刘怀山.基于能量特征的微震信号初至拾取研究[J].工程地球物理学报，2020，17(3)：272-282.
WANG Chongpeng，LIU Huaishan. Research on the first-break picking of microseismic signals based on energy characteristics[J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics，2020，17(3)：272-282.

[25] 贾宝新，李　峰，周琳力，等.基于时频分析的微震P波和S波到时联合拾取方法[J].岩土力学，2021，42(5)：1253-1265.
JIA Baoxin，LI Feng，ZHOU Linli，et al. Joint arrival-time picking method of microseismic P-wave and S-wave based on time-frequency analysis[J]. Rock and Soil Mechanics，2021，42(5)：1253-1265.

[26] 张楚旋，李夕兵，董陇军，等.三函数四指标矿震信号S波到时拾取方法及应用[J].岩石力学与工程学报，2015，34(8)：1650-1659.
ZHANG Chuxuan，LI Xibing，DONG Longjun，et al.A S-wave phase picking method with four indicators of three functions for microseismic signal in mines[J].Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering，2015，34(8)：1650-1659.

[27] XU H Y，ZHAO Y，YANG T H，et al. An automatic P-wave onset time picking method for mining-induced microseismic data based on long short-term memory deep neural network[J]. Geomatics，Natural Hazards and Risk，2022，13(1)：908-933.

[28] XIAO Z W，WANG J，LIU C，et al. Siamese earthquake transformer：A pair input deep-learning model for earthquake detection and phase picking on a seismic array[J]. Journal of Geophysical Research：Solid Earth，2021，126(5)：e2020JB021444.

[29] ZHU W Q，BEROZA G C. PhaseNet：A deep-neural-network-based seismic arrival-time picking method[J]. Geophysical Journal International，2019，216(1)：261-273.

[30] 赵洪宝，刘　瑞，顾　涛，等.基于深度学习模式的微震信号P波自动拾取方法研究[J].岩石力学与工程学报，2021，40(增2)：3084-3097.
ZHAO Hongbao，LIU Rui，GU Tao，et al. Research on automatic picking method of microseismic signal P wave based on deep learning mode[J].Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering，2021，40(Sup 2)：3084-3097.

[31] 李闻达，刘　洪，吴天麒.基于注意力机制U-Net的复杂地表地震初至拾取方法[J].地球物理学报，2024，67(10)：3891-3903.
LI Wenda，LIU Hong，WU Tianqi. First arrival travel time pick up method for seismic data based on attention U-Net[J]. Chinese Journal of Geophys，2024，67(10)：3891-3903.

[32] 曹安业，杨　旭，王常彬，等.基于深度迁移学习的矿山微震到时精确拾取与自动定位策略[J].煤炭学报，2023，48(12)：4393-4405.
CAO Anye，YANG Xu，WANG Changbin，et al. High-precision phase picking and automatic source locating method for seismicity in mines based on deep transfer learning[J].Journal of China Coal Society，2023，48(12)：4393-4405.

[33] MOUSAVI S M，ELLSWORTH W L，ZHU W Q，et al. Earthquake transformer：An attentive deep-learning model for simultaneous earthquake detection and phase picking[J]. Nature Communications，2020，11(1)：3952.

[34] LI S，YANG X，CAO A Y，et al. Seist：A foundational deep-learning model for earthquake monitoring tasks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2024，62：5908215.

[35] 尚雪义，李夕兵，彭　康，等.基于EMDSVD的矿山微震与爆破信号特征提取及分类方法[J].岩土工程学报，2016，38(10)：1849-1858.
SHANG Xueyi，LI Xibing，PENG Kang，et al.Feature extraction and classification of mine microseism and blast based on EMD-SVD[J].Chinese Journal of Geotechnical Engineering，2016，38(10)：1849-1858.

[36] 谷雪斌，张呈国，郭伟耀，等.冲击地压矿井典型微震信号特征及其判识研究[J].煤炭学报，2024，49(增2)：694-713.
GU Xuebin，ZHANG Chengguo，GUO Weiyao，et al. Characteristics and recognition of typical microseismic signals in rock burst mines[J]. Journal of China Coal Society，2024，49(Sup 2)：694-713.

[37] 赵洪宝，刘　瑞，刘一洪，等.基于深度学习方法的矿山微震信号分类识别研究[J].矿业科学学报，2022，7(2)：166-174.
ZHAO Hongbao，LIU Rui，LIU Yihong，et al.Research on classification and identification of mine microseismic signals based on deep learning method[J]. Journal of Mining Science and Technology，2022，7(2)：166-174.

[38] ZHAO Y，XU H Y，YANG T H，et al. A hybrid

recognition model of microseismic signals for underground mining based on CNN and LSTM networks [J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2021, 12(1): 2803-2834.

[39] HE Z X, JIA M T, WANG L G. UACNet: A universal automatic classification network for microseismic signals regardless of waveform size and sampling rate[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 126: 107088.

[40] 孟 娟,李亚南,高 强.基于S谱能量曲线与卷积神经网络的天然地震与爆破事件分类识别[J].地震学报,2025, 47(2): 232-241.
MENG Juan, LI Yanan, GAO Qiang. Earthquake and artificial blasting identification based on S-spectrum energy curve and convolutional neuralnetworks[J]. Acta Seismologica Sinica, 2025, 47(2): 232-241.

[41] DONG L J, SHU H M, TANG Z, et al. Microseismic event waveform classification using CNN-based transfer learning models[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2023, 33(10): 1203-1216.

[42] 朱权洁,姜福兴,王存文,等.微震波自动拾取与多通道联合定位优化[J].煤炭学报,2013,38(3):397-403.
ZHU Quanjie, JIANG Fuxing, WANG Cunwen, et al. Automated microseismic event arrival picking and multi-channel recognition and location[J]. Journal of China Coal Society, 2013, 38(3): 397-403.

[43] 胡新亮,马胜利,高景春,等.相对定位方法在非完整岩体声发射定位中的应用[J].岩石力学与工程学报,2004, 23(2): 277-283.
HU Xinliang, MA Shengli, GAO Jingchun, et al. Location of acoustic emissions in non-integral rock using relative locating method[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(2):277-283.

[44] 李 楠,王恩元,李保林,等.传感器台网布设对震源定位的影响规律及机制研究[J].中国矿业大学学报,2017,46(2):229-236.
LI Nan, WANG Enyuan, LI Baolin, et al. Research on the influence law and mechanisms of sensors network layouts for the source location[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2017, 46(2): 229-236.

[45] DUAN Y, LUO X, SI G Y, et al. Seismic source location using the shortest path method based on boundary discretisation scheme for microseismic monitoring in underground mines[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2022, 149: 104982.

[46] 周琳力,贾宝新,潘一山,等.采空区覆岩波速模型及微震源定位方法[J].煤炭学报, 2023, 48(5): 2049-2064.
ZHOU Linli, JIA Baoxin, PAN Yishan, et al. Wave velocity model and microseismic location method of goaf overburden rock[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(5): 2049-2064.

[47] 郭一楠,崔 宁,程 健.基于MOPSO-SA混合算法的矿山微震震源定位方法[J].煤炭科学技术,2020,48(3): 126-132.
GUO Yinan, CUI Ning, CHENG Jian. Microeismic source localization method based on hybrid algorithm of MOPSO-SA[J]. Coal Science and Technology, 2020,48(3): 126-132.

[48] 张晓平,朱航凯,刘泉声,等.基于斯奈尔定律及布谷鸟算法的层状岩体微震定位研究[J].岩石力学与工程学报,2021,40(7):1383-1391.
ZHANG Xiaoping, ZHU Hangkai, LIU Quansheng, et al. Research on microseismic event locating in layered rock masses based on Snell's law and Cuckoo search algorithm[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021, 40(7): 1383-1391.

[49] 周官群,罗世凌,高永新,等.基于分层结构和多策略自适应机制的GA-PSO微震震源定位优化算法研究[J/OL].煤炭科学技术,1-12[2025-11-17]. https://link.cnki.net/urlid/11.2402.TD.20250825.1256.004.
ZHOU Guanqun, LUO Shiling, GAO Yongxin, et al. Research on GA-PSO microseismic source location optimization algorithm based on hierarchical structure and multi-strategy adaptive mechanism [J/OL]. Coal Science and Technology, 1-12 [2025-11-17]. https://link.cnki.net/urlid/11.2402.TD.20250825.1256.004.

[50] 陈 结,陈紫阳,蒲源源.基于频谱分析和卷积神经网络的岩石声发射信号定位研究[J].岩石力学与工程学报,2022, 41(增2): 3271-3281.
CHEN Jie, CHEN Ziyang, PU Yuanyuan, et al. Acoustic emission source localization in rocks based on spectral analysis and convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2022, 41(Sup 2): 3271-3281.

[51] WAMRIEW D, CHARARA M, PISSARENKO D. Joint event location and velocity model update in real-time for downhole microseismic monitoring: A deep learning approach[J]. Computers & Geosciences, 2022, 158: 104965.

[52] SONG Y, WANG E Y, YANG H Z, 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.

[53] FENG Q, HAN L G, PAN B Z, et al. Microseismic source location using deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 4510209.

[54] KUANG W H, YUAN C C, ZOU Z H, et al. Autonomous earthquake location via deep reinforcement learning[J]. Seismological Research Letters, 2024, 95(1): 367-377.

[55] 白贤栖,曹安业,刘耀琪,等.基于震源机制解析的巨厚覆岩矿震破裂机制[J].煤炭学报,2023,48(11):4024-4035.
BAI Xianxi, CAO Anye, LIU Yaoqi, et al. Mineearthquake mecha-nism of extremely thick strata based on for calmemchanism analysis[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(11): 4024-4035.

[56] 刘　洋,陆菜平,王　华,等.不规则煤柱变形破坏机理矩张量反演研究[J].采矿与安全工程学报,2023,40(6):1201-1209.
LIU Yang, LU Caiping, WANG Hua, et al. Moment tensor inversion study on deformation and failure mechanism of the irregular coal pillar [J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2023, 40(6): 1201-1209.

[57] REN Y, VAVRYČUK V, WU S C, et al. Accurate moment tensor inversion of acoustic emissions and its application to Brazilian splitting test[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2021, 141: 104707.

[58] 王恩元,王笑然,刘晓斐,等.煤岩张剪破裂震源模型与动裂隙参数定量反演及应用[J].中国矿业大学学报,2023, 52(6): 1058-1074.
WANG Enyuan, WANG Xiaoran, LIU Xiaofei, etal. Generalized tensile-shear fracturing representation and cracking source parameters quantitative inversion in loaded coal/rock and its application[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2023, 52(6): 1058-1074.

[59] 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(6): 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(6): 2823-2836.

[60] WANG P Y, REN T, SHEN R, et al. Determination of earthquake focal mechanism via multi-task learning[J]. Computers & Geosciences, 2024, 184: 105513.

[61] KUANG W H, YUAN C C, ZHANG J. Real-time determination of earthquake focal mechanism via deep learning[J]. Nature Communications, 2021, 12(1): 1432.

[62] KUANG W H, ZOU Z H, WEI W, et al. Deep reinforcement learning for inverting earthquake focal mechanism and its potential application to marine earthquakes[J]. Intelligent Marine Technology and Systems, 2024, 2(1): 14.

[63] 王进强,胡乃联,姜福兴,等.微地震震源地震波能量的计算方法[J].北京科技大学学报,2013, 35(6): 703-708.
WANG Jinqiang, HU Nailian, JIANG Fuxing, et al. Calculation method for the seismic wave energy of microseismic hypocenters[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2013, 35(6): 703-708.

[64] JIAO W J, DAVIDSON M, SENA A, et al. The matter of size: On the moment magnitude of microseismic events[J]. Geophysics, 2014, 79(3): KS31-KS41.

[65] MOUSAVI S M, BEROZA G C. A machine-learning approach for earthquake magnitude estimation [J]. Geophysical Research Letters, 2020, 47(1): e2019GL085976.

[66] NAYAK A, CORREA J, AJO-FRANKLIN J. Seismic magnitude estimation using low-frequency strain amplitudes recorded by das arrays at far-field distances[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2024, 114(4): 1818-1838.

[67] MA C C, XU W H, RAN X E, et al. Microseismic signal processing and rockburst disaster identification: A multi-task deep learning and machine learning approach [J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2026, 18(1): 441-456.

[68] 朱广安,刘　欢,苏晓华,等.基于声发射特征的含水煤体钻屑法临界指标优化试验研究[J].煤炭学报,2023, 48(12): 4433-4442.
ZHU Guang'an, LIU Huan, SU Xiaohua, et al. Experimental study on critical index optimization of drilling cuttings method of water-bearing coal based on acoustic emission features[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(12): 4433-4442.

[69] ZHU Z J, WU Y L, HAN J. A prediction method of coal burst based on analytic hierarchy process and fuzzy comprehensive evaluation [J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 9: 834958.

[70] CAI W, DOU L M, SI G Y, et al. A new seismic-based strain energy methodology for coal burst forecasting in underground coal mines[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2019, 123: 104086.

[71] CAI W, DOU L M, SI G Y, et al. Fault-induced coal burst mechanism under mining-induced static and dynamic stresses[J]. Engineering, 2021, 7(5): 687-700.

[72] 王常彬,曹安业,井广成,等.单轴受载下岩体破裂演化特征的声发射CT成像[J].岩石力学与工程学报,2016, 35(10): 2044-2053.
WANG Changbin, CAO Anye, JING Guangcheng, et al. Evolution characteristics of rock fracture under uniaxial loading by combining acoustic emission and CT imaging[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2016, 35(10): 2044-2053.

[73] 窦林名,孙振于,曹安业,等.煤矿冲击地压动静载危险源头分类、辨识与监测方法[J].煤炭科学技术, 2025, 53(9): 53-62.
DOU Linming, SUN Zhenyu, CAO Anye, et al. Classification, identification and monitoring methods for static-dynamic stress hazard sources of rock burst in coal mine[J]. Coal Science and Technology,2025, 53(9): 53-62.

[74] 窦林名,姜耀东,曹安业,等.煤矿冲击矿压动静载的"应力场-震动波场"监测预警技术[J].岩石力学与工程学报,2017,36(4):803-811.
DOU Linming, JIANG Yaodong, CAO Anye, et al. Monitoring and pre-warning of rockburst hazard with technology of stress field and wave field in underground coalmines[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2017, 36(4): 803-811.

[75] 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(5): 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(5): 1861-1874.

[76] CHEN F, CAO A Y, LIANG Z Z, et al. A coal burst risk assessment model of seismic events based on multiple seismic source parameters: A case study of the Huating Coal Mine, Gansu Province, China[J]. Natural Resources Research, 2021, 30(6): 4515-4532.

[77] WU M L, YE Y C, HU N Y, et al. EMD-GM-ARMA model for mining safety production situation prediction[J]. Complexity, 2020, 2020: 1341047.

[78] PU Y, APEL D B, XU H W. Rockburst prediction in kimberlite with unsupervised learning method and support vector classifier[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2019, 90: 12-18.

[79] MOTTAHEDI A, ATAEI M. Fuzzy fault tree analysis for coal burst occurrence probability in underground coal mining[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2019, 83: 165-174.

[80] WOJECKI L, IWASZENKO S, APEL D, et al. Use of machine learning algorithms to assess the state of rockburst hazard in underground coal mine openings[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2022, 14(3): 703-713.

[81] 裴艳宇,杨小彬,传金平,等.一维卷积神经网络特征提取下微震能级时序预测[J].工程科学学报, 2021, 43(7): 1003-1009.
PEI Yanyu, YANG Xiaobin, CHUAN Jinping, et al. Time series prediction of microseismic energy level based on feature extraction of one-dimensional convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(7): 1003-1009.

[82] 杨 旭,刘亚鹏,曹安业,等.基于微震多维信息融合的冲击地压全时空预测方法[J].采矿与安全工程学报, 2024, 41(3): 511-521.
YANG Xu, LIU Yapeng, CAO Anye, et al. A spatio-temporal prediction method for coal burst based on the fusion of microseismic multidimensional information[J].Journal of Mining & Safety Engineering,2024, 41(3): 511-521.

[83] CHEN J, ZHU C, DU J S, et al. A quantitative pre-warning for coal burst hazardous zones in a deep coal mine based on the spatio-temporal forecast of microseismic events[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2022, 159: 1105-1112.

[84] CAO A Y, LIU Y Q, YANG X, et al. FDNet: Knowledge and data fusion-driven deep neural network for coal burst prediction[J]. Sensors, 2022, 22(8): 3088.

[85] 曹安业,刘耀琪,杨 旭,等.物理指标与数据特征融合驱动的冲击地压时序预测方法[J].煤炭学报, 2023, 48(10): 3659-3673.
CAO Anye, LIU Yaoqi, YANG Xu, et al. Physical index and data fusion-driven method for coal burst prediction in time sequence[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(10): 3659-3673.

[86] HE S F, XIE H P, LI M H, et al. The spatial hazard early warning method for coal burst based on fusion of multi-parameter indicators[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2025, 59(3): 3309-3335.

(责任编辑 宋 爽)