

冲击地压微震数据实时分析技术研究

文 | 桑广合 刘澜涛 郭朋

深部矿井动力灾害出现频率比较高，微震监测技术可即时监测岩体破坏信号，传统人工解析方式处理效率比较有限，难以满足大规模数据实时处理的要求，深度学习方法具备自动特征提取和模式识别功能，为微震数据智能解析提供了相应技术支持，推动动力灾害监测朝着实时化与智慧化方向演进。

微震数据实时分析技术架构

微震数据实时分析技术架构运用分层解耦设计模式，构建起数据采集、传输、处理和应用四个层级的协作体系。数据采集层依靠井下分布式传感器阵列完成多通道同步采样，采样频率覆盖 50Hz 至 20kHz，且动态范围达 144dB，保障微震信号高精度采集。传输层采用工业以太网与 4G 无线网络构建双通道冗余机制，把原始波形数据实时传输到地面监控中心，确保数据传输延迟不超过 500 毫秒。处理层配备深度学习推理引擎，借助 GPU 集群的并行计算能力高效处理海量波形数据，单台服务器可同时解析 128 通道数据流。应用层整合多参数监测数据和地质力学模型，通过时空耦合算法动态评估冲击地压风险，生成三维可视化预警信息并推送到移动终端。该架构实现从毫秒级信号采集到分钟级风险研判的全流程自动化处理，为冲击地压灾害实时防控提供技术保障平台。

智能算法驱动的微震信号分析方法

深度学习微震事件自动识别模型

深度学习微震事件自动识别模型把卷积神经网络和循环神经网络双重架构整合起来，依靠多级特征提取技术完成微震信号与噪声的有效区分。此模型以三分量地震波形数据作为输入内容，经过短时傅里叶变换，转化为时频谱图用于训练工作，并且利用卷积层自主捕捉频域和时域的关联特征模式。网络通过引入残差连接结构来克服深层网络的梯度消失难题，把特征提取层数拓展到 50 层以上，进而大幅增强低信噪比事件的识别效能。训练过程采用 13839 个标注事件构建数据集，开展监督学习，同时运用数据增强手段模拟不同地质环境下的波形特征变化，以此提高模型的适应性。在实际应用中，模型通过滑动窗口方式对连续波形流进行实时扫描，每 200 毫秒输出一次检测结果，将传统 STA/LTA 算法需耗时数小时的数据处理时间缩短至秒级。该模型能够识别能量低至 10^2 焦耳的微弱事件，检测精度超过 95%，显著减少人工审核的工作量。

多尺度震相到时智能拾取算法

多尺度震相到时智能拾取算法用 U-Net 语义分割框架，

依靠编码器-解码器结构实现 P 波与 S 波到时逐点标记。该算法把 24 位精度多道微震数据转成二维矩阵输入网络，编码器利用卷积与池化操作提取多尺度波形特征，解码器通过上采样和跳跃连接重建空间分辨率，最终输出每个采样点的 P 波、S 波或噪声概率分布。网络设计融合多尺度感受野机制，用空洞卷积同时捕捉震相局部脉冲特征与全局波形形态，克服传统单尺度方法在复杂波形处理上的局限。针对井中微震监测系统多通道特性，算法采用二维卷积核同步处理道内时序信息与道间相关性，保障相邻检波器拾取结果时空一致性，经损失函数优化。该算法在 0.1 秒误差阈值下，拾取精度超 96%，采样率为 5000Hz 时，误差控制在 2 个采样点以内，对时间误差小于 0.4 毫秒，满足震源高精度定位要求。

震源时空参数高精度反演技术

震源时空参数高精度反演技术依靠深度神经网络，把波形特征和震源位置进行端到端直接映射，从而摆脱传统迭代优化方法对初始模型的依赖。该反演网络以多台站波形数据与到时信息作为输入，利用全连接层构建波形特征空间和震源坐标空间的非线性映射关系，实现发震时刻、三维坐标、震级等参数的同步输出。网络训练采取合成数据和真实数据相结合的方式，通过射线追踪算法生成不同速度模型下的理论波形库，提升网络对地质构造不确定性的适应能力。定位算法结合概率密度估计方法量化结果可靠性，采用蒙特卡洛 dropout 技术评估模型预测的不确定性范围，为预警决策提供置信度参考。反演过程充分发挥 GPU 并行计算优势，将单次定位耗时缩短至 50 毫秒以内，较传统网格搜索方法提升百倍以上。该技术应用于深部矿井微震监测系统之后，震中距离估计的决定系数 R^2 值达到 0.98，震源定位精度达到 10 米级，为冲击地压危险区域的精准圈定提供可靠时空坐标信息。如表 1 所示，深度学习驱动的微震信号分析方法在各项性能指标上均显著优于传统方法。

冲击地压实时监测预警系统实现

分布式流数据并行处理机制

基于 Apache Kafka 消息队列和 Apache Flink 流计算框架构建实时数据处理集群，采用分布式流数据并行处理机

表1 微震数据实时分析技术性能指标对比

技术指标	传统方法	深度学习方法	性能提升
事件识别准确率	约 85%	95% 以上	+10%
震相拾取准确率 (0.1s 容限)	约 87%	96%	+9%
震相拾取时间误差	>1ms	<0.4ms	提升 60%
单次定位耗时	数秒级	<50ms	提速 100 倍
震源定位精度	20-30 米	10 米级	提升 50%
震中距离估计 R ²	约 0.85	0.98	+15%
并行处理能力	单通道串行	128 通道并行	-
训练数据集规模	小样本	13839 个事件	-

来源：山东裕隆矿业集团有限公司唐阳煤矿

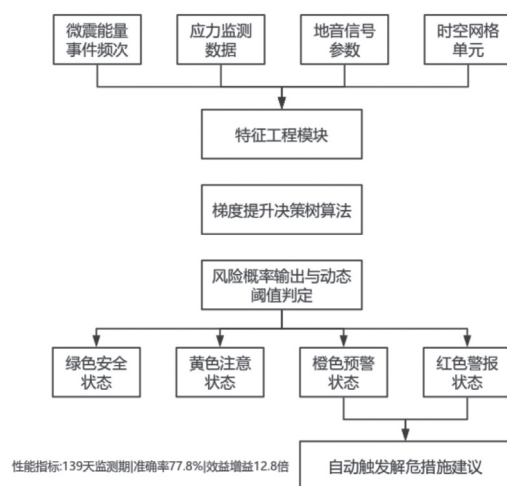
制，并依托任务分解和负载均衡策略，以此实现对海量微震数据的高效分析。系统降井下传感器网络划分为多个监测区域，各区域波形数据通过 Kafka 主题进行逻辑隔离和缓存存储。Flink 计算引擎运用算子链优化技术，将事件检测、震相拾取、震源定位等分析任务串联成流水线处理模式，单个集群能够支持 512 通道数据的实时解析。该处理机制引入滑动窗口和事件时间语义来处理延迟数据包，通过 watermark 机制协调分布式节点的时间同步，确保多源数据在毫秒级时间尺度上精确对齐。系统配置动态扩缩容策略，根据数据流量自动调整计算资源分配，保障预警系统稳定运行和实时响应能力。

多参量时空耦合预警模型

多参量时空耦合预警模型融合微震能量等多源监测数据，依托机器学习技术，构建冲击地压危险性综合评价体系。模型运用时空网格化方法，将工作面区域剖分为三维网格单元，统计时间窗口内微震活动参数与应力变化规律。特征工程模块提取微震事件空间分布、密度等地球物理参数，整合应力计数据，计算静载荷累积量，形成多维特征数据集。模型采用梯度提升决策树算法，识别历史冲击地压事件前多参量异常模式，在某矿井 139 天监测周期中预警准确率达 77.8%，实现 12.8 倍效益提升。如图 1 所示，预警等级划分基于风险概率输出设定动态阈值，将安全状态划分为绿色安全等四个等级，当连续两个生产班次出现橙色及以上预警时，自动触发解危处置建议。

云端协同可视化决策平台

云端协同可视化决策平台是基于 B/S 架构来进行开发的，运用 Web GIS 技术实现微震监测数据的三维可视化呈现以及多设备接入。平台前端依托 Cesium 引擎搭建矿井三维



来源：山东裕隆矿业集团有限公司唐阳煤矿

图1 多参量时空耦合预警模型流程图

地质结构模型，把巷道、工作面、断层等空间实体与实时微震事件叠加呈现出来，采用色彩映射与尺寸编码分别表征事件能量和危险等级。后端服务器配置 WebSocket 持久连接推送系统，以此保障数据秒级更新与多用户协同监管。平台内嵌历史数据回溯功能，支持微震活动时空演化过程动画重播，用来分析冲击地压形成过程中的微震迁移特征与能量累积趋势。某矿井预警平台曾成功预报能量达 2.80×10^4 焦煤的动力显现事件，决策支持模块搭载知识图谱推理引擎，依据当前监测状态，自动匹配合适的历史案例并提供针对性防控措施建议。移动端应用程序实现预警信息即时推送，技术人员可通过智能手机远程掌握矿井安全状况。

结束语

微震数据实时分析技术，通过深度学习算法实现了监测数据的智能化处理，构建了从信号识别到震源定位的完整分析链条。该技术将事件检测准确率提升至 96% 以上，震相拾取精度达到毫秒级，预警响应时间缩短至分钟级，显著提升了监测预警效能。分布式流数据处理与云端协同平台的应用，实现了海量数据的高效实时分析。随着边缘计算、迁移学习等技术的融合，系统在复杂地质环境下的适应性将进一步增强。未来应突破多源数据融合、跨矿区模型迁移等关键技术，推动微震监测在深部矿井的安全生产中发挥更大作用。

作者简介：桑广合 刘澜涛 郭朋 山东裕隆矿业集团有限公司唐阳煤矿