

# 基于 Adaboost\_LSTM 预测的矿山微震信号 降噪方法及应用

尚雪义<sup>1</sup>, 陈 勇<sup>1</sup>, 陈 结<sup>1</sup>, 陈林林<sup>2</sup>, 蒲源源<sup>1</sup>

(1. 重庆大学 资源与安全学院 煤矿灾害动力学与控制全国重点实验室, 重庆 400044; 2. 河南大有能源股份有限公司 耿村煤矿, 河南 三门峡 472401)

**摘 要:** 微震监测预警对保障矿井安全具有重要意义, 微震信号降噪和 P 波初至的准确拾取是微震监测结果可靠性的基础。通过观察海量微震信号, 发现单个微震信号的噪声段具有良好的重复性, 由此创新性提出基于预测数据的信号降噪思路。具体地, 构建了基于自适应增强 (Adaptive Boosting, Adaboost) 策略提升长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 的微震信号预测模型, 提出了基于模型预测数据与观测数据之差的微震信号降噪方法, 研发了长短时窗均值比 (Short-Time Average/Long-Time Average, STA/LTA) 与赤池信息准则 (Akaike Information Criterion, AIC) 联合的 P 波初至拾取方法 (S/L-AIC 法), 并使用 P 波初至拾取误差评估和方法比较不同降噪信号和拾取效果。含噪 Ricker 子波理论测试和耿村煤矿微震数据应用均表明, Adaboost\_LSTM 模型对于噪声具有很好的拟合性, 而对于未进行神经网络训练的微震有用信号拟合性较差, 且 Adaboost\_LSTM 模型的信号预测和降噪效果均优于 LSTM 模型的结果。基于 Adaboost\_LSTM 模型的预测数据几乎能全部去掉微震信号噪声, 其降噪效果显著优于小波低频系数重构结果, 对非平稳信号的适应性明显增强。小波和 Adaboost\_LSTM 降噪信号能明显提升微震信号 P 波初至拾取效果, 且 Adaboost\_LSTM 降噪信号的 P 波初至拾取效果更优。S/L-AIC 法的 P 波初至拾取效果优于 STA/LTA 法和 AIC 法, 兼具了 STA/LTA 法的稳定性和 AIC 法的准确性特点, 降噪信号 S/L-AIC 法 P 波初至拾取误差整体在 10 ms 以内。综上, 矿山微震信号降噪和 P 波初至拾取方法能为矿山微震监测预警提供重要保障, 可尝试推广至天然地震信号降噪和 P 波初至拾取。

**关键词:** 矿山; 微震; P 波初至拾取; 长短期记忆网络; 信号降噪

中图分类号: P631.4 文献标志码: A 文章编号: 0253-9993(2024)11-4406-11

## Mine microseismic signal denoising method and application based on Adaboost\_LSTM prediction

SHANG Xueyi<sup>1</sup>, CHEN Yong<sup>1</sup>, CHEN Jie<sup>1</sup>, CHEN Linlin<sup>2</sup>, PU Yuanyuan<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Coal Mine Disaster Dynamics and Control, School of Resources and Safety Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. Gengcun Coal Mine, Henan Dayou Energy Co., Ltd., Sanmenxia 472401, China)

**Abstract:** Microseismic early warning is of great significance for ensuring mine safety, where a good denoising and accurate P-wave arrival picking of a microseismic signal is fundamental to the reliability of microseismic monitoring. By observing a large amount of microseismic signals, the noise segments of an individual microseismic signal were discovered

收稿日期: 2023-10-01 策划编辑: 王晓珍 责任编辑: 戴春雷 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2023.1228

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目 (52004041); 国家自然科学基金联合基金资助项目 (U21A2030)

作者简介: 尚雪义 (1989—), 男, 四川南充人, 副教授, 博士。E-mail: shangxueyi@cqu.edu.cn

通讯作者: 蒲源源 (1990—), 男, 重庆南川人, 副教授, 博士。E-mail: yuanyuanpu@cqu.edu.cn

引用格式: 尚雪义, 陈勇, 陈结, 等. 基于 Adaboost\_LSTM 预测的矿山微震信号降噪方法及应用[J]. 煤炭学报, 2024, 49(11): 4406-4416.

SHANG Xueyi, CHEN Yong, CHEN Jie, et al. Mine microseismic signal denoising method and application based on Adaboost\_LSTM prediction[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(11): 4406-4416.



移动阅读

to exhibit a good repeatability. Innovatively, a signal-denoising approach was proposed based on prediction data. Specifically, a microseismic signal prediction model was built that enhances the Long Short-Term Memory (LSTM) with the Adaptive Boosting (Adaboost) strategy. Then, a method for microseismic signal denoising based on the difference between model predictive data and observational data was developed. Furthermore, a method for P-wave arrival time picking was proposed, that combines the Short-Time Average/Long-Time Average (STA/LTA) ratio with the Akaike Information Criterion (AIC) (S/L-AIC method). Additionally, the noise reduction and P-wave arrival time picking performance was evaluated by the total cost function of P-wave arrival picking errors. Both the synthetic tests of noisy Ricker wavelet and the microseismic data application of the Gengcun coal mine indicate that the Adaboost\_LSTM model has excellent noise fitting capabilities but poor fitting for useful microseismic signals that haven't undergone neural network training. Furthermore, the signal prediction and noise reduction effects of the Adaboost\_LSTM model surpass those of the LSTM model. The Adaboost\_LSTM model effectively removes noise from microseismic signals, outperforming the wavelet-based low-frequency coefficient reconstruction methods and significantly enhancing the P-wave arrival characteristics. The wavelet and Adaboost\_LSTM denoised signals can improve the P-wave arrival picking results of microseismic signals, and the Adaboost\_LSTM denoised signal shows a superior performance. The P-wave arrival picking using the S/L-AIC method is more effective than that using the STA/LTA and AIC methods alone, combining the stability of STA/LTA method with the accuracy of AIC method. Overall, the P-wave arrival picking error of the denoised signals using the S/L-AIC method remains generally within 10 ms. In conclusion, the microseismic signal denoising and P-wave arrival picking methods provide a significant support for mine microseismic monitoring and early warning. Furthermore, this approach has the potential for extending to the denoising and P-wave arrival time picking of natural earthquake signals.

**Key words:** mine; microseism; P-wave arrival picking; long short-term memory (LSTM); signal denoising

## 0 引 言

矿山监测预警能为矿井安全开采提供重要指导依据, 应急〔2022〕64 号文件多次强调了矿山监测预警的必要性<sup>[1]</sup>。微震监测以其监测范围广、持续时间长、输出参数多样等优势, 在有岩爆倾向和冲击地压突出的矿山得到了广泛应用<sup>[2-4]</sup>。微震监测的主要原理如下: 矿山动力灾害发生前, 通常伴随着岩体的破裂, 其以应力波的形式向外传播, 进而被传感器接收并转换为电信号, 对这些信号进行反演得到微震发生位置、震级、能量和岩体速度变化等特征, 从而推断岩体的力学状态<sup>[5]</sup>, 并采取有效的防控措施。其中, 微震信号 P 波初至是微震震源定位、震源机制解反演、三维速度层析成像等的基础<sup>[6]</sup>。

从微震信号 P 波初至拾取方法来看, 长短时窗均值比 (Short-Time Average/Long-Time Average, STA/LTA) 法、峰度/偏度法、赤池信息准则 (Akaike Information Criterion, AIC) 法等在各种微震场景得到了验证, 它们的组合方法也相继被提出来, 增强了 P 波初至拾取的效果<sup>[7-8]</sup>。近年来, 基于波形特征提取的机器学习方法<sup>[9]</sup>、波形时频图像的深度学习<sup>[10]</sup>也被用于 P 波初至拾取, 降低了信噪比和尾波的影响。最新研究表明, 去除 P 波到时系统误差能进一步提升 P 波初至数据质量<sup>[11]</sup>。尽管 P 波初至拾取方法方面的

研究取得了许多进展, P 波初至降噪仍是微震信号处理的重要研究方向。

矿山开采是一个复杂的系统工程, 微震信号受机械钻探、割煤机开采、输送带和矿车运输等噪声影响变得异常复杂, 多种信号降噪方法被用于增强 P 波初至特征。基于矿山微震信号信息主要集中在低频段的特点, 低通滤波器和基于低通滤波思想的小波、经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 等低频带系数重构方法, 能够快速实现微震信号降噪<sup>[12]</sup>。在此基础上, 小波分解阈值、EMD 分解阈值等方法被进一步用于降低非平稳噪声的影响<sup>[13-14]</sup>, 其中相关系数、方差贡献率、信息熵等指标被用于筛选重构分量和阈值降噪分量<sup>[13,15]</sup>。此外, 基于小波、EMD 等的奇异值分解、独立成分分析等也被用于微震信号降噪<sup>[16-18]</sup>。上述方法对微震信号降噪具有较好的适应性, 然而其忽略了每个信号独有的特征, 并未从根本上解决微震信号降噪问题。

通过对海量微震信号进行观察分析, 发现微震信号噪声段具有良好的规律性, 而微震信号有用信息段时间序列分布随机性增强。由此, 创新性地提出基于预测数据的信号降噪思路, 并将其应用于微震信号 P 波初至拾取, 具有以下优势: ① 使用噪声段数据对预测模型进行训练, 充分挖掘噪声信息, 从而使得预测模型对噪声具有很好的拟合性, 而对于未进行训练的

微震有用信号拟合性较差,将原始数据与预测数据相减,能显著增强微震信号的P波初至特征;②将长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)引入至微震信号时间序列预测,并在此基础上使用自适应增强(Adaptive Boosting, Adaboost)策略优化LSTM的预测效果,进而提升信号降噪效果;③提出一种联合STA/LTA法初拾取和AIC法的P波初至拾取新方法(S/L-AIC法),进一步增强P波初至拾取效果。首先构建了基于Adaboost策略提升LSTM的微震信号预测方法,进而搭建微震信号降噪及拾取框架。在此基础上,采用含噪雷克(Ricker)子波和耿村煤矿微震数据验证提出方法的有效性。

## 1 微震信号预测、降噪及P波初至拾取方法

### 1.1 基于Adaboost\_LSTM的微震信号预测方法

LSTM是一种特殊类型的递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN),用以处理具有长范围依赖

关系的时间序列数据,其整体框架如图1a所示。每个LSTM单元都包括一个遗忘门 $f_t$ 、一个输入门 $i_t$ 和一个输出门 $O_t$ 。图1a中, $c_{t-2}$ 、 $c_{t-1}$ 、 $c_t$ 、 $c_{t+1}$ 分别为LSTM在时间步 $t-2$ 、 $t-1$ 、 $t$ 、 $t+1$ 的状态值; $h_{t-2}$ 、 $h_{t-1}$ 、 $h_t$ 、 $h_{t+1}$ 分别为时间步 $t-2$ 、 $t-1$ 、 $t$ 、 $t+1$ 的隐藏层输出值; $x_{t-1}$ 、 $x_t$ 、 $x_{t+1}$ 分别为时间步 $t-1$ 、 $t$ 、 $t+1$ 的输入量; $\sigma$ 、 $\sigma_t$ 分别为激活函数及其在时间步 $t$ 的值;tanh为双曲正切激活函数。LSTM的计算过程可参见文献[19]。

然而单次LSTM训练的模型预测性能有限,为此引入Adaboost思想,通过组合多个弱学习器(LSTM网络),形成一个强学习器来增强模型预测的准确性。AdaBoost\_LSTM模型框架如图1b所示。图1b中, $x$ 为微震信号数据;LSTM\_1—LSTM\_K为编号1~K对应的LSTM网络; $h_1(x)$ — $h_k(x)$ 为对应LSMT预测的输出; $h$ 为综合预测的输出; $w_1$ — $w_k$ 为每个LSTM的权重; $\hat{x}(i)$ 为降噪后的数据; $x(i)$ 为输入信号第 $i$ 点的数据; $h(i)$ 为预测信号第 $i$ 点的数据。算法流程如下:

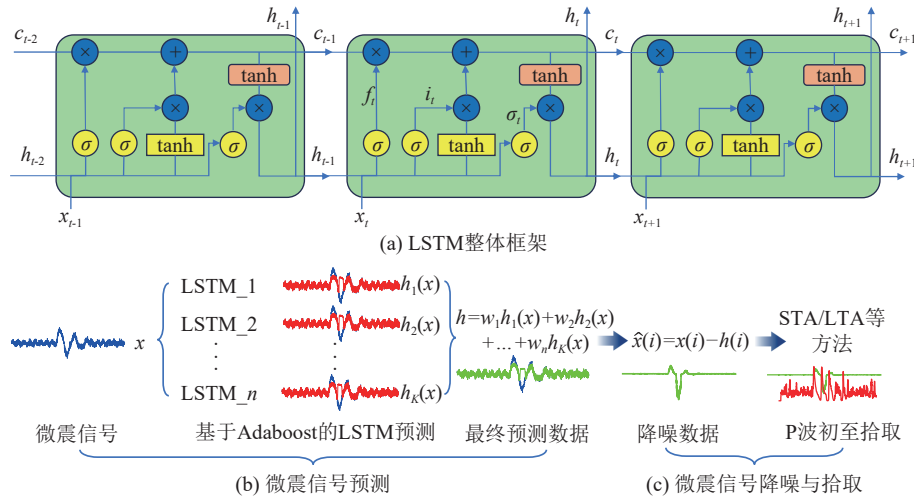


图1 微震信号预测、降噪及P波初至拾取框架

Fig.1 Framework of microseismic signal prediction, denoising and P-wave arrival time picking

1) 权重向量初始化。将每个训练数据的初始权重均匀设定为 $D_1=(1/K, 1/K, \dots, 1/K)$ 。

2) 预测器系数计算。①对于第 $k(k=1,2,\dots,K)$ 个LSTM网络,利用训练数据获得LSTM模型的预测器 $h_k: S \rightarrow Y$ ;②计算预测器 $h_k$ 对训练数据集的预测误差 $\varepsilon_k^i$ ;③计算所有训练样本的综合误差 $\varepsilon_k$ ,以评估预测器的整体性能;④根据综合误差计算当前预测器 $h_k$ 的系数 $\alpha_k$ ,以权衡其在最终预测器中的影响权重;⑤调整训练样本的权重分布 $D_k^i$ 。各变量公式如下:

$$\varepsilon_k^i = |h_k(x_i) - y_i| / \sup_i (|h_i(x_i) - y_i|) \quad (1)$$

$$\varepsilon_k = \sum_{i=1}^n D_k^i \varepsilon_k^i \quad (2)$$

$$\alpha_k = \frac{1}{2} \lg \frac{1}{\beta_i} \quad (3)$$

$$\beta_i = \varepsilon_k / (1 - \varepsilon_k) \quad (4)$$

$$D_k^i = \frac{D_{k-1}^i \beta_k^{-\varepsilon_i}}{Z_i} \quad (5)$$

$$Z_i = \sum_{k=1}^M D_k^i \quad (6)$$

式中: $h_k(x_i)$ 为第 $k$ 个LSTM模型对第 $i$ 个样本 $x_i$ 的预测值; $y_i$ 为第 $i$ 个样本的真实值; $i$ 为样本索引编号; $\sup_i$ 为样本索引上界; $\beta_i$ 为第 $i$ 个样本的权重调整因子; $D_{k-1}^i$ 为第 $k-1$ 轮训练中第 $i$ 个样本的权重; $\beta_k^{-\varepsilon_i}$ 为第 $k$

个 LSTM 模型的权重调整因子;  $Z_i$  为样本  $i$  的归一化因子;  $M$  为 LSTM 训练次数。

3) LSTM 权重更新。步骤 2) 结束后, 记录 LSTM 预测器的权重参数  $W$ :

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_K) \quad (7)$$

$$w_k = \alpha_k / \sum_{k=1}^K \alpha_k \quad (8)$$

式中:  $w_1 \sim w_K$  为所有 LSTM 模型的权重;  $w_k$  为第  $k$  个 LSTM 模型的权重。

4) 构建最终预测模型。综合前述各个预测器, 由各权重构造一个强大的综合预测器, 以实现更高准确度的预测。  $h(x)$  公式如下:

$$h(x) = w_1 h_1(x) + w_2 h_2(x) + \dots + w_K h_K(x) \quad (9)$$

式中:  $h_1(x) \sim h_K(x)$  为每个 LSTM 模型的预测结果。

## 1.2 基于 Adaboost\_LSTM 预测的信号降噪方法

在完成 Adaboost\_LSTM 数据预测后, 进入微震信号降噪模块 (图 1c)。笔者提出使用观测数据与 Adaboost\_LSTM 模型预测数据之差作为降噪信号, 即:

$$\hat{x}(i) = x(i) - h(i) \quad (10)$$

式中:  $\hat{x}(i)$  为降噪信号第  $i$  点的数据;  $x(i)$  为输入信号第  $i$  点的数据;  $h(i)$  为预测信号第  $i$  点的数据。

微震信号完成降噪后, 即可使用 P 波初至拾取方法获得 P 波初至数据。

## 1.3 P 波初至拾取方法

### 1.3.1 STA/LTA 拾取方法

ALLEN 等<sup>[20]</sup> 在 1978 年提出了基于特征函数的微震信号 P 波初至拾取方法。假定微震信号时间序列为  $x(i)(i=1, 2, \dots, N)$ , 则特征函数  $CF(i)$  可采用式 (11) 计算:

$$CF(i) = x(i)^2 + c[x(i) - x(i-1)]^2 \quad (11)$$

式中:  $c$  为权重常量。

进一步地,  $STA(i)$ 、 $LTA(i)$  和  $STA(i)/LTA(i)$  可采用式 (12)~式 (14) 计算:

$$STA(i) = STA(i-1) + C_3[CF(i) - STA(i-1)] \quad (12)$$

$$LTA(i) = LTA(i-1) + C_4[CF(i) - LTA(i-1)] \quad (13)$$

$$\lambda(i) = STA(i)/LTA(i) \quad (14)$$

式中:  $STA(i)$ 、 $LTA(i)$  分别为短、长时窗平均值;  $C_3$ 、 $C_4$  为低通滤波器系数;  $\lambda(i)$  为短长时窗平均值的比值。

考虑到 Allen 算法需要确定多个经验系数, 本研究采用简化的 STA/LTA 法拾取 P 波初至, 即直接使

用振幅绝对值的平均比来计算 STA/LTA 时间序列:

$$\lambda(i) = \frac{STA(i)}{LTA(i)} = \frac{L_2 \sum_{n=i-L_1}^i |x(n)|}{L_1 \sum_{n=i-L_2}^i |x(n)|} \quad (15)$$

其中,  $L_1$ 、 $L_2$  分别为短、长时窗的长度;  $x(n)$  为第  $n$  个点的  $x$  值。取  $\lambda(i) \geq 3$  的首个点作为 P 波初至。

### 1.3.2 AIC 拾取方法

AIC 法由自回归-赤池信息准则法 (AutoRegressive Akaike Information Criterion, AR-AIC) 简化得到, 该类方法假定 P 波初至前后为 2 种不同状态, 具有最差的拟合度, 即取 AR-AIC 和 AIC 最小值点作为微震信号 P 波初至。借助信息论和极大似然原理可得到 AR-AIC 法的统计模型<sup>[21]</sup>如下:

$$\text{AR-AIC}(i) = (i-M) \lg \sigma_{1,\max}^2 + (N-M-i) \lg \sigma_{2,\max}^2 + C_1 \quad (16)$$

式中:  $\text{AR-AIC}(i)$  为自回归-赤池信息准则法第  $i$  个点的 AIC 值;  $i$  为时间索引编号;  $M$  为 AR 模型的阶数;  $\sigma_{1,\max}^2$  和  $\sigma_{2,\max}^2$  分别为两段时间序列的方差;  $N$  为信号长度;  $C_1$  为常数。

为简化计算, 可直接由微震波形计算 AIC 函数, 而无需求解 AR 系数, 即式 (16) 可简化为

$$\text{AIC}(i) = i \lg \sigma_{1,\max}^2 + (N-i-1) \lg \sigma_{2,\max}^2 \quad (17)$$

式中:  $\text{AIC}(i)$  为赤池信息准则计算出的第  $i$  个时间步的值。

本文将使用式 (15) 和式 (17) 的 STA/LTA 法和 AIC 法验证基于 Adaboost 策略提升 LSTM 的矿山微震信号降噪效果。

## 2 Ricker 子波理论测试

### 2.1 含噪声 Ricker 子波合成

微震信号 P 波初至拾取时, 常采用含噪声的 Ricker 子波展开理论测试, 数据生成过程如下: 无噪声 Ricker 子波计算公式为

$$x_1(i) = e^{(-2\pi f_m r)^2 i^2} \sin(-2\pi f_m i) \quad (18)$$

其中,  $x_1(i)$  为生成 Ricker 子波第  $i$  个点的的数据;  $f_m$  为子波的中心频率;  $r$  为子波宽度;  $i$  为索引编号。随着  $r$  增大, 子波能量后移。设定  $i=800, 801, \dots, 1799$ ,  $f_m=4$ ,  $r=10$ , 使用 Matlab 编程易得图 2a, 其 P 波初至时刻为 800 ms。在此基础上, 加入频率 10 Hz、最大幅值为 0.1 的正弦噪声模拟凿岩、割煤等工频噪声 (图 2b)。Adaboost\_LSTM 训练效果如图 3 所示。进一步地, 加

入均值为 0、标准差为 1 的 0.1 倍高斯噪声 (图 2c) 模拟电子设备热噪声、通信系统背景噪声等。可知, 加入噪声后 P 波初至拾取难度大幅增加。

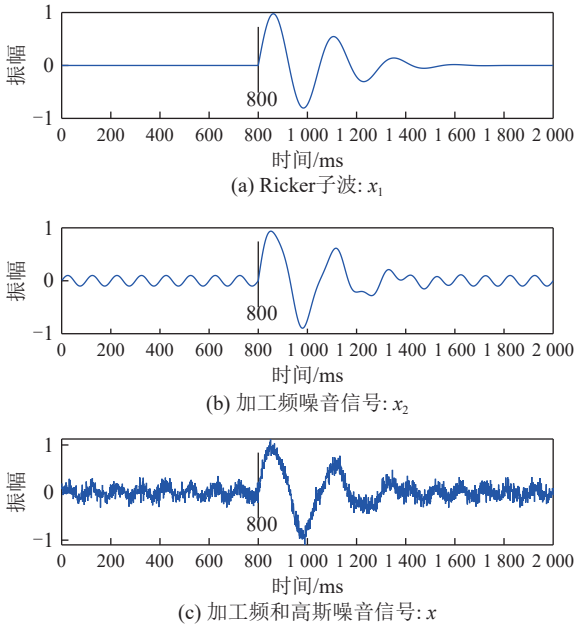


图 2 加噪前后 Ricker 子波

Fig.2 Ricker wavelet before and after adding noise

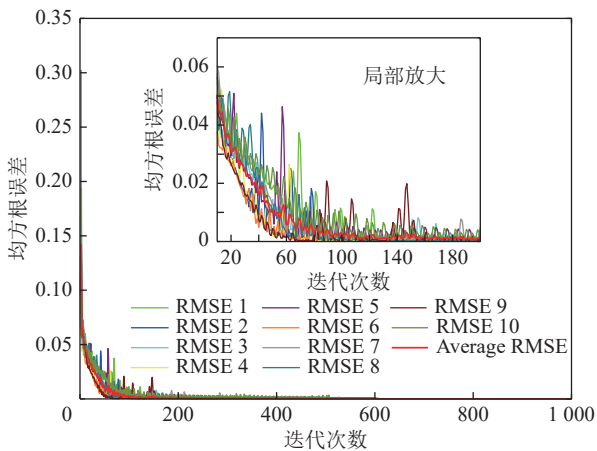


图 3 Adaboost\_LSTM 训练效果

Fig.3 Training performance of the Adaboost\_LSTM model

## 2.2 Adaboost\_LSTM 模型训练与预测

以图 2c 中 1~200 ms 的数据作为训练数据。首先初始化 10 个 LSTM 网络作为基学习器, 并用图 1b 所示的 AdaBoost 策略进行优化, 即每个 LSTM 网络都在一个带有动态调整权重的数据集上训练, 根据前一 LSTM 网络的错误率调整权重。LSTM 训练 10 次的均方根误差 (RMSE) 曲线如图 3 所示, 可见模型在迭代次数小于 80 时均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 快速下降, 随后趋于 0, 表明 LSTM 模型对微震信号预测具有很好的适应性。需要指出, 在 ThinkPad X1 Carbon Gen 9 笔记本电脑上, Adaboost\_

LSTM 程序执行并行训练所需的时间为 35.88 s。这对于震源实时定位来说, 确实是一项巨大的时间成本。事实上, 同一传感器在某一段时间内, 其噪声可以看作是类似的, 我们可以定时更新该传感器的训练模型, 进而实现微震信号快速预测与降噪。

以微震信号 200 ms 以后的时间序列作为预测数据, 每次以 200 个观测数据为基础预测未来的 1 个数据, LSTM 和 Adaboost\_LSTM 预测效果如图 4 所示, 其中 1~200 ms 的时间序列直接取微震信号数据。由图 4a 可知, LSTM 和 Adaboost\_LSTM 模型在微震信号噪声段均具有很好的拟合性, 而对于 P 波到达的一段时间内拟合性较差, 这是由于 LSTM 模型训练时只采用了噪声数据所致, 这一结果非常有利于微震信号降噪。进一步地, 绘制 LSTM 和 Adaboost\_LSTM 模型 301~700 ms 的拟合误差曲线 (图 4b), 对 LSTM 和 Adaboost\_LSTM 模型 201~800 ms 的拟合误差进行统计得到图 4c。可以知 Adaboost\_LSTM 模型对噪声段具有更好的预测能力, 即 Adaboost\_LSTM 模型更能刻画微震信号的改变特征, 故使用 Adaboost\_LSTM 模型开展进一步研究。

## 2.3 Adaboost\_LSTM 模型降噪及应用于 P 波初至拾取的效果

Adaboost\_LSTM 预测模型应用于微震信号降噪及 P 波初至拾取的效果如图 5 所示。观测波形减去预测波形的微震信号降噪效果如图 5a3 和 5b3 中的绿色曲线所示。进一步地, 基于小波基 db5 和低频系数重构的小波降噪被用于比较本研究降噪方法的优越性, 小波降噪波形如图 5a2 和 5b2 中的绿色曲线所示。由图可知小波降噪去除了所加高斯噪声的高频成分, 而高斯噪声低频部分和工频噪声仍然存在, 可见小波降噪对非平稳信号的自适应性有限。对于本研究的方法, P 波初至前的噪声段和微震信号结束后的噪声段具有非常好的信号降噪 (降噪后几乎没有噪声), 表明本研究方法在信号降噪方面具有明显优势。

进一步地, 使用 STA/LTA 法、AIC 法对微震原始信号、小波降噪信号和 Adaboost\_LSTM 降噪信号进行 P 波初至拾取得到图 5 中的红色曲线。其中, 阈值的设置对 STA/LTA 法的 P 波初至拾取效果至关重要, 阈值通常设置为 2~3<sup>[22]</sup>。

典型微震信号 P 波初至拾取效果如图 6 所示。STA/LTA 阈值较小时, 可能被噪声触发 (图 5a2、图 6b2); STA/LTA 阈值较大时, 可能拾取不到 P 波初至 (图 6b1)。从图 6 中实际应用数据来看, 取较大的阈值稍有利于 P 波初至的拾取, 故本研究设定阈值为 3。由图 5a 可知, 原始信号和小波降噪信号的 STA/

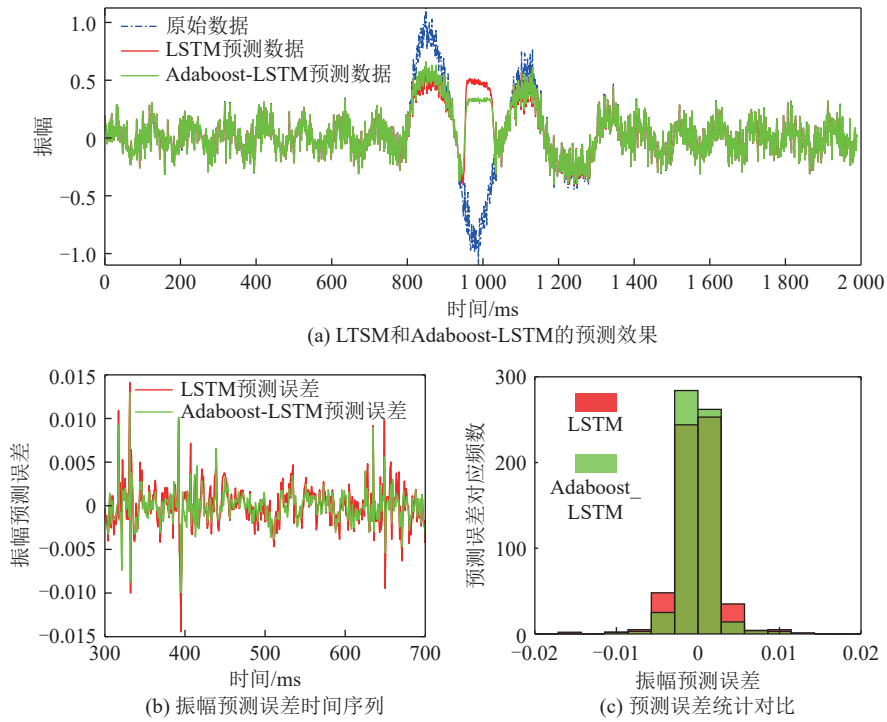


图 4 LSTM 和 Adaboost\_LSTM 模型微震信号预测效果

Fig.4 Microseismic signal prediction performance of LSTM and Adaboost\_LSTM model

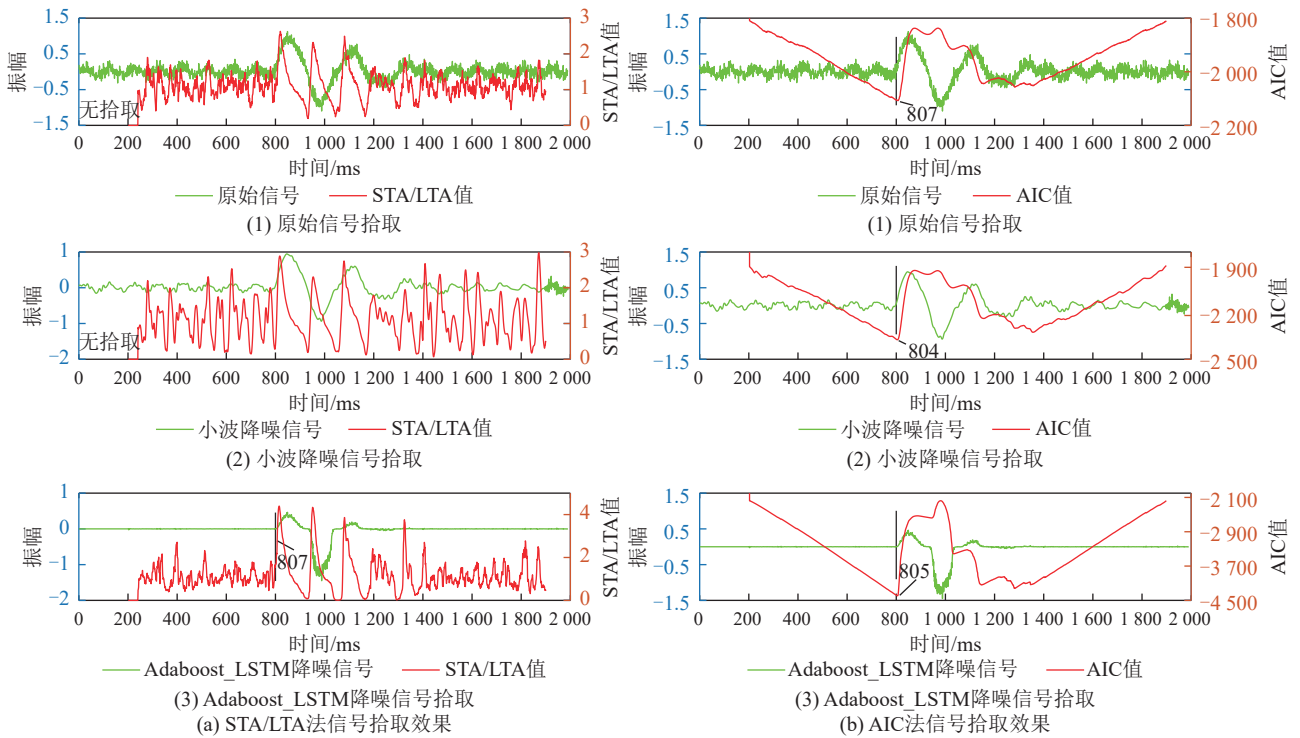


图 5 Adaboost\_LSTM 预测模型应用于微震信号降噪及 P 波初至拾取的效果

Fig.5 Performance of the Adaboost\_LSTM model for microseismic signal denoising and P-wave arrival time picking

LTA 最大值均小于设定的阈值 3, 无 P 波初至拾取。Adaboost\_LSTM 降噪信号 P 波初至前后的 STA/LTA 时间序列值差异明显, 非常有利于 P 波初至拾取, 拾取的时刻 807 ms 与理论初至时刻 800 ms 非常接近。由图 5b 可知, AIC 法对 3 种信号均有良好的适应性,

降噪后信号的 P 波初至拾取稍优于原始信号拾取, 且小波降噪信号拾取误差比 Adaboost\_LSTM 降噪信号拾取误差小 1 ms, 需要更多的微震信号拾取结果, 从统计学上比较小波降噪信号与 Adaboost\_LSTM 降噪信号的 P 波初至拾取优劣。需要指出, 在微震信号尾

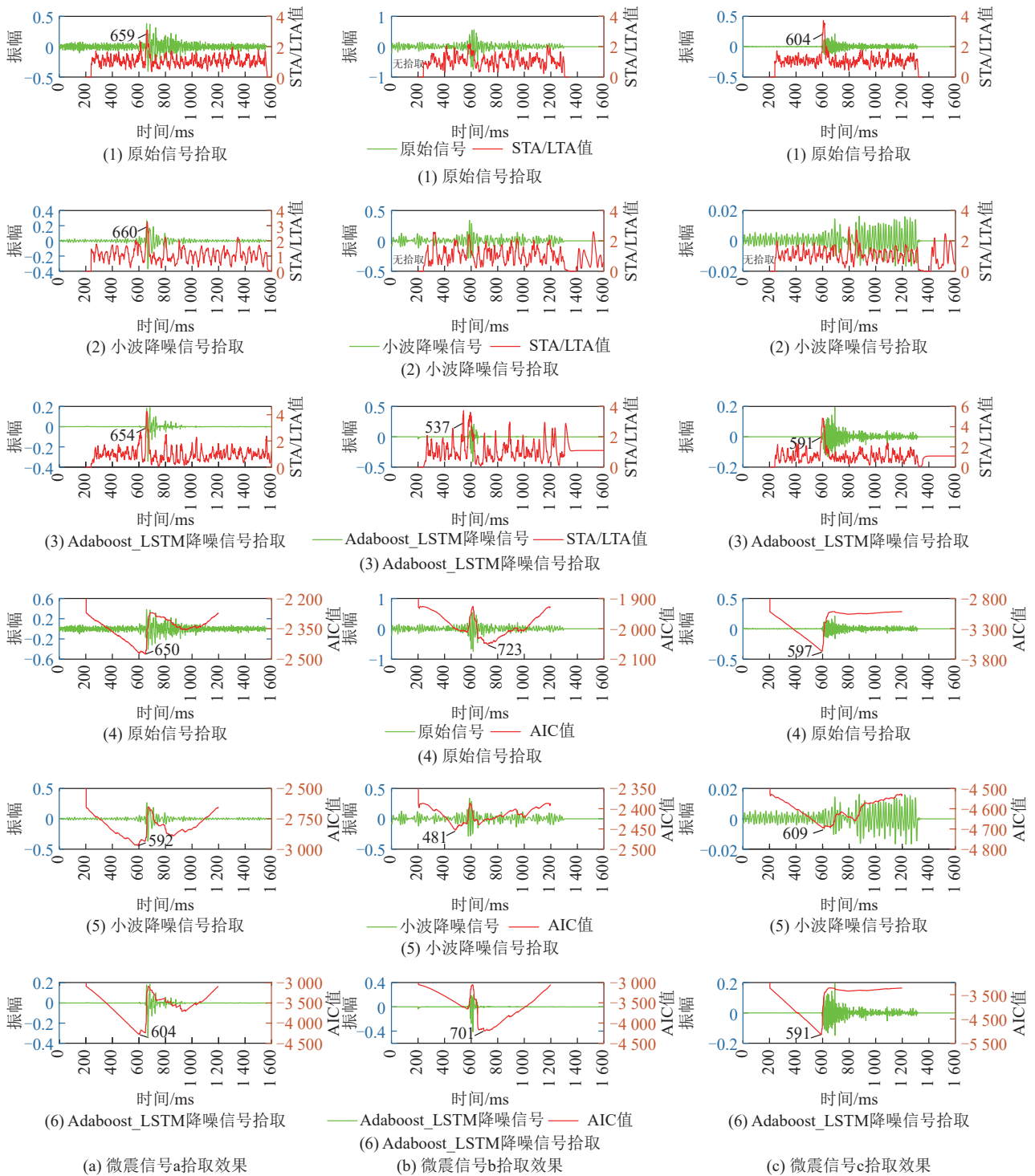


图6 典型微震信号P波初至拾取效果

Fig.6 P-wave arrival picking performance of typical microseismic signals

波段都存在局部 AIC 最小值, 这可能导致 AIC 法拾取失效。该理论测试初步表明, Adaboost\_LSTM 预测模型在微震信号降噪和应用于 P 波初至拾取方面具有良好的适用性。

### 3 工程应用

#### 3.1 微震监测系统简介

河南能源集团义马矿区耿村煤矿位于河南省三

门峡市渑池县境内。矿区东西走向长 4.5 km, 南北倾斜宽 2.6 km。采用斜立井单水平上下山的方式混合开拓, 现有 12 采区和 13 采区 2 个采区。煤层平均厚度为 13.8 m。矿区开采深度大、煤质较硬、煤层厚度大、冲击倾向性高, 属冲击地压矿井。受巨厚砾岩及 F16 逆冲断层影响, 已发生过多次冲击地压事件, 且随采深的增加冲击地压和冲击地压危险区域有严重增加的趋势<sup>[23]</sup>。

为此, 矿区引入了一套 16 个传感器的 ARAMIS M/E 微震监测系统, 其传感器布局如图 7 所示。该微震系统监测到了多次大能量事件, 对矿区安全生产起到了指导作用。准确的 P 波初至拾取对于矿区微震高精度定位、微震能量准确计算和三维速度高分辨率成像具有重要意义。尽管 ARAMIS M/E 微震监测系统配置了小波降噪功能, 但上文的理论测试表明小波降噪对微震信号的适应性有限。

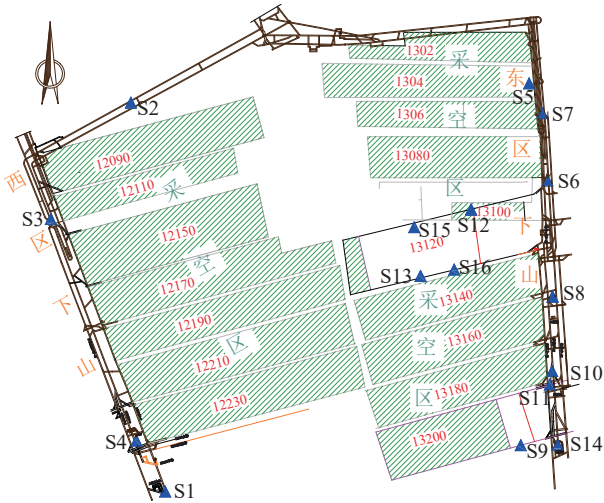


图 7 耿村煤矿微震监测传感器布局

Fig.7 Layout of microseismic monitoring sensors in Gengcun coal mine

### 3.2 典型微震信号分析

耿村煤矿典型微震信号如图 8 中绿色曲线所示,

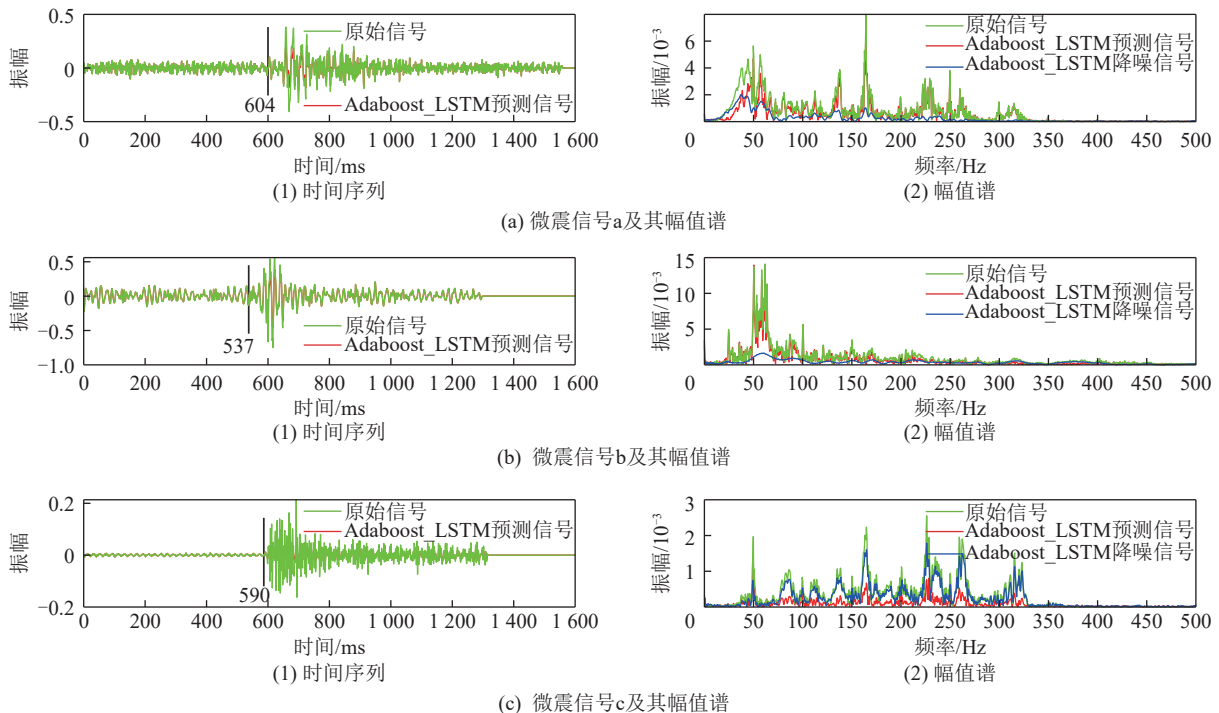


图 8 典型微震信号及其幅值谱

Fig.8 Typical microseismic signals and their amplitude spectra

可见煤矿微震信号可能存在较大噪声。这是由于煤体通常存在较多空隙, 微震信号衰减快。依据 P 波初至时波形特征改变、随后振幅增加的原则, 人工拾取的 P 波初至如图中垂线所示。可见一些原始信号的 P 波初至拾取非常困难 (图 8a1 和 8b1), 需要良好的拾取经验和非常细致的拾取, 才能保证 P 波初至数据质量。进一步地, 傅里叶变换显示微震信号的频率主要集中在 50 Hz 左右, 但也存在一些高频成分, 这是由于煤矿微震信号传播距离较近时, 高频成分还未衰减完成。对于图 8a1 和 8b1 类的低信噪比信号, Adaboost\_LSTM 能有效去除高频和低频噪声; 而对于图 8c1 类的高信噪比信号, Adaboost\_LSTM 能保留微震信号幅频信息。

### 3.3 典型微震信号拾取效果

对图 8 中的微震信号开展与 2.3 节理论测试相同的操作, 得到原始信号、小波降噪信号和 Adaboost\_LSTM 降噪信号及其应用于 STA/LTA 和 AIC 法的 P 波初至拾取。由图 8 可知, 小波重构对微震信号 a 的降噪效果较好 (图 8a2), 对微震信号 b 的高频部分进行了降噪, 而低频噪声的存在使得小波重构降噪信号信噪比仍较低 (图 8b2); 对微震信号 c, 小波重构降噪几乎滤掉了所有信号, 信噪比反而降低 (图 8c2), 可见固定频带的小波系数重构对强非平稳微震信号降噪的适应性较差。与此相对, Adaboost\_LSTM 降噪大幅提升了上述微震信号的信噪比, 进一步表明了本研究

降噪方法的优越性。

对于微震信号 a, STA/LTA 法拾取结果接近于微震原始信号振幅大幅增加的位置, 而 AIC 法拾取结果与微震原始信号 P 波初至微弱变化接近; 对于微震信号 b, 原始信号和小波降噪信号 STA/LTA 法均无拾取, Adaboost\_LSTM 降噪信号 STA/LTA 法拾取结果与人工拾取一致。微震信号 b 受噪声和尾波振荡影响, 原始信号、小波降噪信号和 Adaboost\_LSTM 降噪信号的 AIC 法拾取误差均很大; 对于高信噪比微震信号 c, 原始信号和 Adaboost\_LSTM 降噪信号均具有良好的 P 波初至拾取, 且后者的拾取效果更优。小波降噪信号由于丢失了大量有用信息, 其拾取效果较差。综上

所述, Adaboost\_LSTM 能大幅提升微震信号的 P 波初至特征, 且对信号的适应性明显优于小波重构降噪。本研究方法对尾波的降噪也非常好, 这可能使得 AIC 法拾取到微震信号结束时刻 (图 6b6)。

### 3.4 微震信号拾取应用

目前, 许多 P 波初至拾取方法被提出来, 但人工拾取仍被看作是最为准确可靠的方法<sup>[22,24]</sup>。因此, 笔者使用人工拾取与自动方法拾取之差的绝对值作为自动方法的 P 波初至拾取误差。采用与 3.3 节相同的操作, 对耿村煤矿多个微震信号进行 P 波初至拾取应用, 得到图 9 所示的拾取绝对误差统计。图中  $p$  为 P 波初至拾取提升百分比。

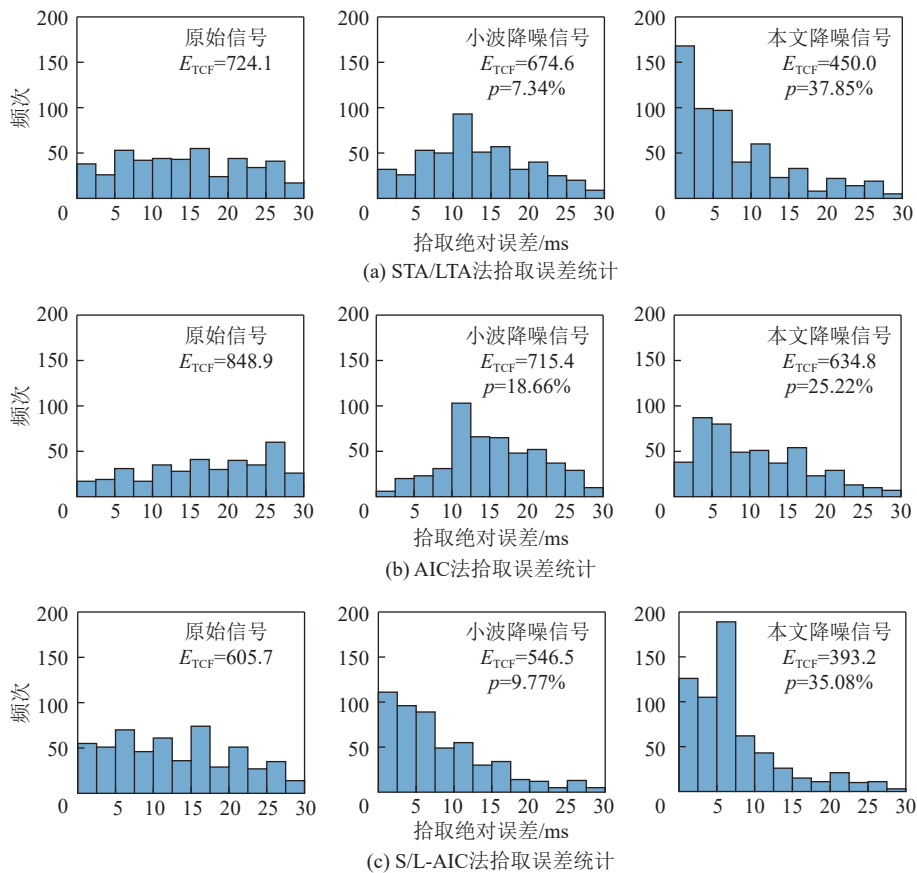


图 9 STA/LTA、AIC 和 S/L-AIC 法拾取绝对误差统计和评估指标

Fig.9 Absolute picking error statistics and total cost of STA/LTA, AIC and S/L-AIC methods

进一步地, 使用 LI 等<sup>[24]</sup>提出的 P 波初至拾取误差评估和方法, 从统计上来定量评价微震信号的 P 波初至拾取效果: 评估和  $E_{TCF}$  越小, 则拾取方法越优, 反之则越差。其中, 评估和  $E_{TCF}$  的计算公式为

$$E_{Pvk} = \begin{cases} 0, & P_e < 5 \text{ ms} \\ 0.2, & 5 \text{ ms} \leq P_e < 10 \text{ ms} \\ 0.4, & 10 \text{ ms} \leq P_e < 15 \text{ ms} \\ 0.6, & 15 \text{ ms} \leq P_e < 20 \text{ ms} \\ 0.8, & 20 \text{ ms} \leq P_e < 25 \text{ ms} \\ 1.0, & 25 \text{ ms} \leq P_e < 30 \text{ ms} \\ 1.5, & P_e \geq 30 \text{ ms} \end{cases} \quad (19)$$

$$E_{TCF} = \sum_{k=1}^K E_{Pvk} \quad (20)$$

式中:  $E_{Pvk}$  为 P 波初至拾取误差的惩罚值;  $k$  为微震信号编号;  $P_e$  为拾取误差;  $K$  为微震信号数量。

图 9 展示了原始信号、小波降噪信号和 Adaboost\_LSTM 降噪信号的 P 波初至拾取评估和。进一步地, 定义 P 波初至拾取提升百分比为

$$p = (E_{TCF1} - E_{TCF2}) / E_{TCF1} \times 100\% \quad (21)$$

式中:  $p$  为 P 波初至拾取提升百分比;  $E_{TCF1}$  为原始信

号对应的评估和;  $E_{TCF2}$  为降噪信号对应的评估和。

计算得到的小波降噪信号与本研究 Adaboost\_LSTM 降噪信号的 P 波初至拾取提升百分比也列于图 9 中。由图可知, 降噪后信号的 P 波初至拾取效果优于原始信号。STA/LTA 法拾取时, 小波降噪与本研究方法降噪信号对 P 波初至拾取提升的百分比分别为 7.34% 和 37.85%; AIC 法拾取时, 小波降噪与本研究方法降噪信号对 P 波初至拾取提升的百分比分别为 18.66% 和 25.22%。

进一步地, 由图 5 和 8 可知, AIC 法易受微震信号尾波影响而导致拾取失效, 但其局部最小值对应点的拾取精度大多时候会优于 STA/LTA 法拾取。基于此, 提出一种联合 STA/LTA 法初拾取和 AIC 法的 P 波初至拾取新方法 (S/L-AIC 法), 具体原理如下: ① 若 STA/LTA 法无拾取, 则取 AIC 序列最小值作为 P 波初至拾取结果; ② 若 STA/LTA 法初拾取为  $P_1$ , AIC 序列在  $[P_1-10, P_1+5]$  有局部最小值, 则取该最小值对应点作为 P 波初至; AIC 序列在  $[P_1-10, P_1+5]$  没有局部最小值, 则取 STA/LTA 法初拾取  $P_1$  作为 P 波初至。提出的 S/L-AIC 法拾取效果如图 9c 所示, 对于原始信号、小波降噪信号和本研究降噪信号, S/L-AIC 法较 STA/LTA 法和 AIC 法的 P 波初至拾取效果均得到了提升, 且小波降噪与本研究方法降噪信号对 S/L-AIC 法 P 波初至拾取提升的百分比分别为 9.77% 和 35.08%, 表明提出的方法可为 P 波初至拾取提供一种新的综合方法。

## 4 结 论

1) 构建了基于自适应增强 (Adaboost) 策略和长短期记忆网络 (LSTM) 预测的矿山微震信号降噪方法, 实现了微震信号噪声段的精准预测, 且 Adaboost\_LSTM 模型的预测效果优于 LSTM 模型的预测效果。

2) 含噪声 Ricker 子波和耿村煤矿微震数据测试均表明, 基于 Adaboost\_LSTM 模型的预测数据几乎能全部去掉微震信号噪声, 其降噪效果显著优于小波低频系数重构结果, 对非平稳信号的适应性明显增强。

3) 小波降噪和 Adaboost\_LSTM 降噪信号能明显提升微震信号 P 波初至拾取结果, 且 Adaboost\_LSTM 降噪信号的拾取效果更优。提出的 S/L-AIC 法 P 波初至拾取效果优于 STA/LTA 法和 AIC 法。本研究的矿山微震信号降噪和 P 波初至拾取方法能为矿山微震监测预警提供保障。

## 参考文献(References):

[1] 应急管理部, 国家矿山安全监察局. 关于印发《“十四五”矿山安全

生产规划》的通知 [EB/OL]. (2022-07-19)[2023-11-10]. [https://www.mem.gov.cn/gk/zfxxgkpt/fdzdgknr/202208/t20220810\\_419897.shtml](https://www.mem.gov.cn/gk/zfxxgkpt/fdzdgknr/202208/t20220810_419897.shtml).

- [2] 许延春, 黄磊. 基于微震监测的工作面底板突水全时空预警方法[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(1): 369-382.  
XU Yanchun, HUANG Lei. Full-time and space early-warning method for floor water inrush in working face based on microseismic monitoring[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(1): 369-382.
- [3] 张党育, 武斌, 贾靖, 等. 基于微震数据及模型的煤矿水害“双驱动”预警体系构建与应用[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(S1): 242-255.  
ZHANG Dangyu, WU Bin, JIA Jing, et al. Construction and application of “Dual-drive” pre-warning system for coal mine water disaster based on microseismic data and model[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(S1): 242-255.
- [4] 王勃, 李晓昭, 申思洪任, 等. 矿山地下空间探测技术现状及发展趋势[J]. 绿色矿山, 2024, 2(3): 273-290.  
WANG Bo, LI Xiaozhao, SHEN Sihongren, et al. Status and development trend of mine underground space detection technology[J]. Journal of Green Mine, 2024, 2(3): 273-290.
- [5] 许献磊, 马正, 陈令洲. 煤矿地质灾害隐患透明化探测技术进展与思考[J]. 绿色矿山, 2023, 1(1): 56-69.  
XU Xianlei, MA Zheng, CHEN Lingzhou. Progress and thinking of transparent detection technology for hidden geological hazards in coal mines[J]. Journal of Green Mine, 2023, 1(1): 56-69.
- [6] CHENG J L, SONG G D, SUN X Y, et al. Research developments and prospects on microseismic source location in mines[J]. *Engineering*, 2018, 4(5): 653-660.
- [7] 刘劲松, 王赞, 姚振兴. 微地震信号到时自动拾取方法[J]. 地球物理学报, 2013, 56(5): 1660-1666.  
LIU Jinsong, WANG Yun, YAO Zhenxing. On micro-seismic first arrival identification: A case study[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2013, 56(5): 1660-1666.
- [8] SHANG X Y, LI X B, MORALES-ESTEBAN A, et al. An improved P-phase arrival picking method S/L-K-a with an application to the Yongshaba mine in China[J]. *Pure and Applied Geophysics*, 2018, 175(6): 2121-2139.
- [9] 朱梦博, 王李管, 刘晓明, 等. 基于波形参数的微震 P 波到时拾取值质量控制方法[J]. 岩土力学, 2019, 40(2): 767-776.  
ZHU Mengbo, WANG Liguan, LIU Xiaoming, et al. A quality control method for microseismic P-wave phase pickup value based on waveform parameters[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2019, 40(2): 767-776.
- [10] 李政超, 王维波, 高明, 等. 基于卷积神经网络的微地震初至拾取[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(3): 1060-1069.  
LI Zhengchao, WANG Weibo, GAO Ming, et al. Microseismic first arrival picking based on convolutional neural network[J]. *Progress in Geophysics*, 2022, 37(3): 1060-1069.
- [11] SHANG X Y, WANG Y, MIAO R X. Acoustic emission source location from P-wave arrival time corrected data and virtual field optimization method[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 163: 108129.
- [12] 官月, 贾瑞生, 卢新明, 等. 利用经验模态分解及小波变换压制微震信号中的随机噪声[J]. 煤炭学报, 2018, 43(11): 3247-3256.

- GONG Yue, JIA Ruisheng, LU Xinming, et al. To suppress the random noise in microseismic signal by using empirical mode decomposition and wavelet transform[J]. *Journal of China Coal Society*, 2018, 43(11): 3247–3256.
- [13] 程浩, 袁月, 王恩德, 等. 基于小波变换的自适应阈值微震信号去噪研究[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2018, 39(9): 1332–1336.
- CHENG Hao, YUAN Yue, WANG Ende, et al. Study of hierarchical adaptive threshold micro-seismic signal denoising based on wavelet transform[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2018, 39(9): 1332–1336.
- [14] 费鸿禄, 刘梦, 曲广建, 等. 基于集合经验模态分解-小波阈值方法的爆破振动信号降噪方法[J]. *爆炸与冲击*, 2018, 38(1): 112–118.
- FEI Honglu, LIU Meng, QU Guangjian, et al. A method for blasting vibration signal denoising based on ensemble empirical mode decomposition-wavelet threshold[J]. *Explosion and Shock Waves*, 2018, 38(1): 112–118.
- [15] 王海龙, 赵岩, 王海军, 等. 基于 CEEMDAN-小波包分析的隧道爆破信号去噪方法[J]. *爆炸与冲击*, 2021, 41(5): 125–137.
- WANG Hailong, ZHAO Yan, WANG Haijun, et al. De-noising method of tunnel blasting signal based on CEEMDAN decomposition-wavelet packet analysis[J]. *Explosion and Shock Waves*, 2021, 41(5): 125–137.
- [16] 董林鹭, 蒋若辰, 徐奴文, 等. 基于 LMD-SVD 的微震信号降噪方法研究[J]. *工程科学与技术*, 2019, 51(5): 126–136.
- DONG Linlu, JIANG Ruochen, XU Nuwen, et al. Research on microseismic signal denoising method based on LMD-SVD[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2019, 51(5): 126–136.
- [17] 李伟, 江晓林, 陈海波, 等. 基于 EEMD\_Hankel\_SVD 的矿山微震信号降噪方法[J]. *煤炭学报*, 2018, 43(7): 1910–1917.
- LI Wei, JIANG Xiaolin, CHEN Haibo, et al. Denoising method of mine microseismic signal based on EEMD\_Hankel\_SVD[J]. *Journal of China Coal Society*, 2018, 43(7): 1910–1917.
- [18] 贾瑞生, 谭云亮, 孙红梅, 等. 低信噪比微震 P 波震相初至自动拾取方法[J]. *煤炭学报*, 2015, 40(8): 1845–1852.
- JIA Ruisheng, TAN Yunliang, SUN Hongmei, et al. Method of automatic detection on micro-seismic P-arrival time under low signal-to-noise ratio[J]. *Journal of China Coal Society*, 2015, 40(8): 1845–1852.
- [19] 陈结, 杜俊生, 蒲源源, 等. 冲击地压“双驱动”智能预警架构与工程应用[J]. *煤炭学报*, 2022, 47(2): 791–806.
- CHEN Jie, DU Junsheng, PU Yuanyuan, et al. “Dual-driven” intelligent pre-warning framework of the coal burst disaster in coal mine and its engineering application[J]. *Journal of China Coal Society*, 2022, 47(2): 791–806.
- [20] ALLEN R V. Automatic earthquake recognition and timing from single traces[J]. *The Bulletin of the Seismological Society of America*, 1978, 68(5): 1521–1532.
- [21] SLEEMAN R, VAN ECK T. Robust automatic P-phase picking: An on-line implementation in the analysis of broadband seismogram recordings[J]. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 1999, 113(1-4): 265–275.
- [22] LI X B, SHANG X Y, WANG Z W, et al. Identifying P-phase arrivals with noise: An improved kurtosis method based on DWT and STA/LTA[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2016, 133: 50–61.
- [23] 张国华, 陈栋, 林松. 耿村煤矿微震信号时频特征及冲击地压前兆特征研究[J]. *工矿自动化*, 2021, 47(12): 87–92+97.
- ZHANG Guohua, CHEN Dong, LIN Song. Research on time-frequency characteristics of microseismic signal and precursory characteristics of rockburst in Gengcun coal mine[J]. *Industry and Mine Automation*, 2021, 47(12): 87–92.
- [24] LI X, SHANG X, MORALES-ESTEBAN A, et al. Identifying P phase arrival of weak events: The Akaike information criterion picking application based on the empirical mode decomposition[J]. *Computers & Geosciences*, 2017, 100: 57–66.