



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: 基于改进小波分解和 ELM 的矿山微震事件识别方法
作者: 陈泽, 丁琳琳, 罗浩, 宋宝燕, 张明, 潘一山
DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2020.0373
网络首发日期: 2020-10-14
引用格式: 陈泽, 丁琳琳, 罗浩, 宋宝燕, 张明, 潘一山. 基于改进小波分解和 ELM 的矿山微震事件识别方法. 煤炭学报.
<https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2020.0373>



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.2020.0373

基于改进小波分解和 ELM 的矿山微震事件识别方法

陈泽², 丁琳琳^{1,3}, 罗浩², 宋宝燕², 张明¹, 潘一山^{3,4}

(1. 新汶矿业集团股份有限公司, 山东 新泰, 271200; 2. 辽宁大学 信息学院, 辽宁 沈阳, 110036; 3. 东北大学 资源与土木工程学院, 辽宁 沈阳, 110004; 4. 辽宁大学 环境学院, 辽宁 沈阳, 110036)

摘 要: 矿山微震监测系统所产生的微震信号数量巨大并且存在多种复杂背景噪声干扰, 使得矿山微震事件的识别难度很高。现有的微震事件识别方法仍然存在降噪效率低、时延明显、精度差等问题。为了提高微震事件识别的准确度, 本文提出一种基于改进小波分解和极限学习机(ELM)的矿山微震事件识别方法, 该方法能更有效、更准确地识别矿山微震事件。首先, 针对微震信号具有不可预测、复杂、扩散等特性, 提出一种改进阈值函数的小波降噪方法, 该方法改进了目前小波阈值函数所存在的不连续性和误差大的缺陷。其次, 提取去噪后微震信号特征并训练 ELM 隐藏层节点数量, 并利用训练得到的 ELM 隐藏层节点数量构建改进的 ELM, 改进的 ELM 解决了普通 ELM 训练数据时无法正确选取隐藏层节点数量的问题, 提升了微震事件识别精度。最后, 通过改进后的 ELM 能够对矿山微震事件进行更加有效的识别。结果表明: 本文基于改进小波分解和 ELM 的矿山微震事件识别方法的分类准确率达到 91.1%, 验证了本文方法的有效性和准确性, 并且该方法可以通过新增微震信号数据进一步提高识别精度。

关键词: 小波降噪; 极限学习机; 微震事件

Mine microseismic events classification based on improved wavelet decomposition and ELM

CHEN Ze², DING Lin-lin^{1,3}, LUO Hao², SONG Bao-yan², ZHANG Ming¹, PAN Yi-shan^{3,4}

(1. Shandong Energy Xinwen Mining Group Co., LTD, Xintai Shandong, China, 271200; 2. School of Information, Liaoning University, Shenyang Liaoning, China, 110036; 3. School of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning, China, 110004; 4. School of Environment, Liaoning University, Shenyang Liaoning, China, 110036)

Abstract: The widely used mine microseismic monitoring system generates a large number of microseismic signals and has a variety of complex background noise disturbances, making it difficult to identify mine microseismic events. However, the existing identification methods still have problems such as low noise reduction efficiency, obvious delay, and poor accuracy. Firstly, in view of the unpredictability, complexity and diffusion of microseismic signals, a wavelet denoising method is proposed to improve the threshold function. Secondly, the characteristics of the de-noised

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2017YFC0804208); 国家自然科学基金项目(61502215, 51704138); 沈阳市中青年科技创新人才项目(RC180244);

辽宁省教育厅基础研究项目(LJC201913, LQN201910)

作者简介: 陈泽(1996—), 男, 辽宁锦州人, 硕士, 毕业于辽宁大学, 主要研究方向为大数据管理、矿山动力灾害监测与防治。E-mail: 1035965337@qq.com

通讯作者: 潘一山(1964—), 男, 辽宁丹东人, 教授, 博士生导师。E-mail: panyishan@lnu.edu.cn

microseismic signal were extracted and the number of nodes in the ELM hidden layer was trained, and the number of the number of nodes in the hidden layer could not be correctly selected in the training data of common ELM, which improved the training speed and the identification accuracy of microseismic events. Finally, the improved ultimate learning machine can identify mine microseismic events more effectively. The results show that the classification accuracy of the mine microseismic event recognition method based on improved wavelet decomposition and ELM is 91.1%, which verifies the effectiveness and accuracy of the proposed method, and the method can further improve the identification accuracy by adding microseismic signal data.

Key Words: Wavelet Denoising; ELM; Microseismic Event

0 引言

矿山微震是由矿山岩石破裂或流体扰动所引起的内部能量积累的震动^[1]。随着矿山开采面积的扩大和深度的增加,矿山微震事件发生次数逐渐增多。随着目前矿山微震事件的增多,微震监测技术凭借其独特的特点和优势被广泛地应用在矿山当中^[2]。微震监测技术是一项监测岩体稳定性的技术,通过监测岩体在受到破坏和变化过程中岩体的裂缝所产生的应力波来监测岩体的稳定性^[3]。矿山微震事件识别是矿山微震监测技术中对微震事件分析和处理重要方法和手段,并且矿山微震事件的识别也是矿山安全生产的重要组成部分。近几十年内,国内外在微震监测方面也开展了大量卓有成效的研究,如加拿大 ESG 微震监测系统、波兰 SOS 微震监测系统等均在国内外矿山安全生产工作中获得广泛应用^[4],国内不仅引入了这些微震监测系统,也自主研发了一些微震监测系统,如针对目前微震监测系统在监测方面的局限性,朱尚嵩等人^[5]研制了 KJ699 微震监测系统;为了更可靠地检测微震事件,邓志刚等人^[6]研制了 KJ768 自震式微震监测系统。

学者们通过微震监测系统能够更好的研究微震活动规律以及能够对微震进行实时的监测预警,但是广泛使用的矿山微震监测系统产生的微震信号数量巨大并且存在复杂的背景噪声干扰,使得微震信号具有不可预测、复杂、衰减和扩散等特性,导致矿山微震事件的识别难度很高,微震事件的识别问题也变得非常重要,成为该领域的研究热点和难点问题^[7]。由于矿区地下岩石结构复杂,并且微震信号受到矿区多变的环境因素影响,使得微震信号存在着大量的随机噪声。目前,微震信号的降噪已经受到了广大学者的关注,并且也有了很多研究成果^[8]。针对于目前微震信号降噪领域的研究方法大致可分为以下几种。首先是基于傅里叶变换的去噪方法,该方法依据傅里叶变换的原理可以有效提高微震信号的分辨率,但这种方

法以信号统计特性为前提主要对周期性平稳信号有效,对具有复杂干扰噪声的微震信号用处不大^[9]。其次是 Huang 等^[10]提出的经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法是一种适合非平稳信号的时频分析方法,并被广泛使用在非平稳非线性的信号分析过程中,但该方法在信号分析过程中仍然具有边界效应和模态混叠现象。BAZIW 等人^[11]提出的基于微地震信号处理机制模型的卡尔曼滤波法虽然消除了微震信号中存在的大量的背景噪声,但是由于卡尔曼滤波只适用于静态线性时间序列分析,而对于非线性复杂的微震信号来说它并不能完全满足需求。小波分析^[12]是一种用于微震信号的广泛使用的降噪方法。然而,目前广泛使用的小波分析中所使用的阈值函数本身具有不连续、误差大等缺陷,并且小波函数选择不当也会影响去噪结果。因此,现有的微震事件识别方法仍然存在降噪效率低,时延明显,精度差等问题。

在对微震信号识别方法的研究中,支持向量机(Support Vector Machine, SVM)主要应用方向包括识别分类和回归分析两大方向^[13],它是基于统计理论 VC 的基础上提出的一种泛化能力较强且识别精度较为准确的分类器。朱权洁^[14]等提出了一种将小波包与 SVM 相结合的矿山微震识别方法。目前,随着深度学习与神经网络的迅速发展,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)也被大量应用到微震信号识别中来,这种神经网络算法旨在模拟人体大脑计算过程可通过大量的微震信号样本数据的输入来学习微震信号的潜在特征进而能够实现识别预测的效果。赵明等人^[15]利用卷积神经网络对地震波形进行了分类与识别。极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)是一种常见的分类方法,具有学习速度快,结构简单,泛化性能好的特点^[16]。然而,ELM 的输入层和隐藏层的连接权重是随机生成的,并未达到针对性的选择,ELM 的隐藏层节点数量选择不当也会影响微震事件的识别精度^[17]。

因此，本文提出了一种基于改进小波分解和 ELM 的微震事件识别方法，能够有效和准确地识别矿山微震事件。首先，本文提出一种改进阈值函数的小波变换方法，将已知微震信号进行小波去噪的预处理，该方法不仅优化了原始的小波去噪方法，而且增强了去噪效果；其次，将去噪后的微震信号作为 ELM 的输入数据训练 ELM 的隐藏层节点数量，通过得到的 ELM 隐藏层节点数量构建改进的 ELM；再次，将微震信号数据使用 ELM 进行分类，即把微震信号分为微震事件信号和随机噪声信号，本文实验中 ELM 分类的评价标准通过使用 K-折交叉验证（K-fold Cross Validation）方法进行验证，交叉验证方法能够避免出现拟合的现象，有效的对矿山微震事件进行识别。

1 改进阈值函数的小波去噪处理

1.1 改进的小波分解

随着信号领域的研究不断深入，对矿山微震信号的研究方法也在不断进步以及优化。其中，小波去噪分析凭借其时频分析的特点以及自适应的特征已经被广泛的应用在对微震信号的研究领域中^[18]。针对类似于微震信号这种的非平稳非线性信号，小波分析是一种良好的时频分析方法^[19]；它具有多分辨率分析的特点，在时域和频域均具有良好的分析特性；因此小波变换非常适合于微震信号和其他非平稳信号的分析^[20]。在小波变换的过程中，可以对小波变换的相关参数进行调整，以提高小波变换的去噪效果。因此，小波分析在微震信号处理中得到广泛应用。

小波的去噪过程大致为：首先，通过对微震信号的频带进行多尺度划分形成高频小波系数和低频小波系数；再对逐层低频小波系数进行分解，得到高频小波系数和低频小波系数；再对每一层的高频小波系数进行阈值量化处理；最后通过重构小波系数得到去噪后的微震信号。小波分解的过程如图 1 所示，分解层数为三层^[21]； $X[n]$ 表示为微震信号，DC1 和 AC1 表示为将微震信号 $X[n]$ 分解成的第一层高频小波系数和低频小波系数；将低频小波系数逐层分解为高频小波系数和低频小波系数。在每一层的高频小波系数中，需要对其进行阈值量化处理^[22]。通过阈值函数中的公式来处理高频小波系数，以获得去噪后的系数。在阈值函数的选择方面，Donoho 等人^[23]提出的软阈值函数和硬阈值函数被广泛使用。硬阈值函数可以直接去除小波系数，从而消除噪声并保留

原始信号的特征^[24]。硬阈值函数如公式(1)所示，软阈值函数如公式(2)所示。其中 $\omega_{j,k}$ 表示需要被处理的小波系数， $\omega'_{j,k}$ 是经过阈值函数处理后得到的小波系数， λ 表示阈值函数处理小波系数时所选择的阈值。目前，在阈值 λ 选取的方面，主要包括极值阈值估计和无偏似然估计方法以及启发式阈值估计法三种，但这三种阈值选取方法处理信号时相对保守；对于含有噪声较大的微震信号无法较彻底清除噪声；本文选取一种自适应阈值方法，该方法有效的克服了前几种阈值方法的缺陷，去噪效果较好。如公式(3)所示为自适应阈值方法，其中 N 表示信号长度， j 表示当前分解层数， C 为调节常数。在实际应用中，由于 σ 的不确定，一般取 $\sigma = \text{median}(\omega) / 0.6745$ ^[25]。

从公式(1)、(2)可以看出，硬阈值函数存在着不连续性，它会发生伪吉布斯效应，导致信号失真。虽然软阈值函数处理系数时相对平滑，会减少振铃、伪吉布斯效应；但从公式(2)中可以看出， $\omega_{j,k}$ 与 $\omega'_{j,k}$ 之间总是存在固有的偏差，影响去噪效果。

$$\omega'_{j,k} = \begin{cases} 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \\ \omega_{j,k}, & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \end{cases} \quad (1)$$

$$\omega'_{j,k} = \begin{cases} 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \\ \text{sign}(\omega_{j,k}) \cdot (|\omega_{j,k}| - \lambda), & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \end{cases} \quad (2)$$

$$\lambda = \frac{\sigma \sqrt{2 \lg N}}{\lg(j + C)} \quad (3)$$

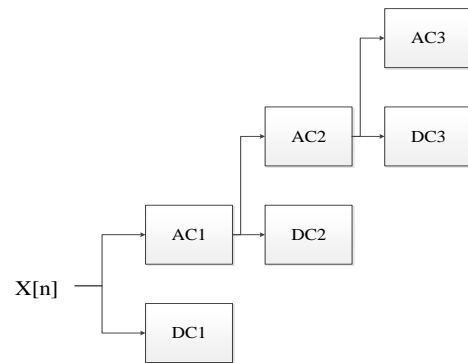


图 1 小波分解图

Fig. 1 Wavelet decomposition

针对目前软、硬阈值存在的缺陷，本文提出了一种新的阈值函数，如公式(4)所示。其中 k_1 和 k_2 为调节因子（ k_1 和 k_2 为正数）。 λ 表示自适应阈值方法， sign 函数表示阶跃函数。

$$\omega'_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(\omega_{j,k}) \cdot \left(\frac{|\omega_{j,k}|^{k_1+1}}{\lambda^{k_1}} \right), & |\omega_{j,k}| < \lambda \\ \text{sign}(\omega_{j,k}) \cdot (\omega_{j,k} - (1 - \frac{e^{k_2-1}}{e^{k_2+1}}) \cdot \lambda), & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu = 1 - \frac{2}{e^{k_2} + 1} \quad (5)$$

本文提出的改进阈值函数不仅改善了硬阈值函数的不连续性,而且大大降低了软阈值函数存在的误差。在公式(4)中令参数 μ 值的计算如公式(5)所示,使得在 k_2 取任意值时均能保证函数在 $\omega_{j,k}=\lambda$ 时函数的连续性。当 $\omega_{j,k} \geq \lambda$ 时,通过调整 k_2 的大小,可以使改进阈值函数在软阈值函数和硬阈值函数之间移动。当 $k_2 \rightarrow +\infty$ 并且 $\omega_{j,k} \geq \lambda$ 时,并调节 μ 值使改进的阈值函数接近于硬阈值函数,使其具有硬阈值函数的特点保留信号的边缘细节,而当 $k_2 \rightarrow 0$ 并且 $\omega_{j,k} \geq \lambda$ 时,并调节 μ 值使改进的阈值函数更加接近于软阈值函数,使其具有软阈值函数的特点将信号变得更加圆滑,减少振铃及伪吉布斯效应。这样,可以通过测试特定信号来调整相应的 k_2 值,不仅可以抑制特定信号中高频信号的振荡,而且可以帮助信号重构。由图2所示的阈值函数对比图像可知,硬阈值函数在 ± 1 的邻域内,函数值存在突变,这种不连续性会使得经阈值函数处理后的输出结果存在伪吉布斯效应,而软阈值函数在 ± 1 的邻域内能够保证函数的连续性,但是经过软阈值函数处理后的输出结果与真实结果总存在固有的偏差,改进的阈值函数不仅可以保证函数的连续性,而且降低了真实结果与输出结果之间的误差,并且可以通过调整参数值可以最大限度的保留有效信号并抑制震荡效应。

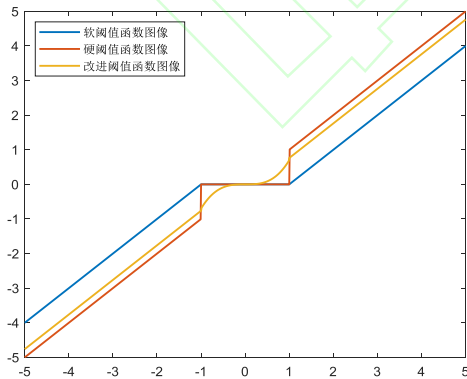


图2 阈值函数的比较

Fig. 2 Comparison of threshold functions

1.2 理论分析

本文通过使用数学理论公式来证明新阈值函数

的连续性、相关性、误差性。

1) 连续性: 当 $k_2 \rightarrow +\infty$ 并且 $\omega_{j,k} \rightarrow \lambda$ 时, 使得 $\omega'_{j,k} \rightarrow \lambda$ 。由此证明了函数在阈值 λ 处的连续性。从而改善了硬阈值函数在阈值 λ 处的不连续的特性。

$$k_2 \rightarrow +\infty, \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^+} (\omega'_{j,k}) = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^+} [\text{sign}(\omega_{j,k}) \cdot (|\omega_{j,k}| - (1 - \frac{e^{k_2-1}}{e^{k_2+1}}) \cdot \lambda)] = \lambda \quad (6)$$

$$k_2 \rightarrow +\infty, \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^-} (\omega'_{j,k}) = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^-} [\text{sign}(\omega_{j,k}) \cdot (\frac{|\omega_{j,k}|^{k_1+1}}{\lambda^{k_1}} \cdot \mu)] = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \frac{\omega_{j,k}^{k_1+1}}{\lambda^{k_1}} \cdot (1 - \frac{2}{e^{k_2} + 1}) = \lambda \quad (7)$$

2) 相关性: 当 $k_2 \rightarrow +\infty$ 并且 $\omega_{j,k} \rightarrow \infty$ 时, 使得 $\frac{\omega'_{j,k}}{\omega_{j,k}} \rightarrow 1$ 。由此证明了函数的相关性。

$$k_2 \rightarrow +\infty, \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \infty} \left(\frac{\omega'_{j,k}}{\omega_{j,k}} \right) = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \infty} \left[\frac{\omega_{j,k} - (1 - \frac{e^{k_2-1}}{e^{k_2+1}}) \cdot \lambda}{\omega_{j,k}} \right] = 1 \quad (8)$$

$$k_2 \rightarrow +\infty, \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow -\infty} \left(\frac{\omega'_{j,k}}{\omega_{j,k}} \right) = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow -\infty} \left[\frac{\omega_{j,k} - (1 - \frac{e^{k_2-1}}{e^{k_2+1}}) \cdot \lambda}{\omega_{j,k}} \right] = 1 \quad (9)$$

3) 误差性: 当 $k_2 \rightarrow +\infty$ 并且 $\omega_{j,k} \rightarrow \infty$ 时, $\omega'_{j,k} \rightarrow \omega_{j,k}$ 。由此证明了改进的阈值函数去除了软阈值函数存在的误差。

$$k_2 \rightarrow +\infty, \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \infty} (\omega'_{j,k} - \omega_{j,k}) = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \infty} [\text{sign}(\omega_{j,k}) \cdot (|\omega_{j,k}| - (1 - \frac{e^{k_2-1}}{e^{k_2+1}}) \cdot \lambda) - \omega_{j,k}] = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \infty} (1 - \frac{e^{k_2-1}}{e^{k_2+1}}) \cdot \lambda = 0 \quad (10)$$

$$k_2 \rightarrow +\infty, \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow -\infty} (\omega'_{j,k} - \omega_{j,k}) = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow -\infty} [\text{sign}(\omega_{j,k}) \cdot (\frac{|\omega_{j,k}|^{k_1+1}}{\lambda^{k_1}} \cdot \mu) - \omega_{j,k}] = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow -\infty} (1 - \frac{e^{k_2-1}}{e^{k_2+1}}) \cdot \lambda = 0 \quad (11)$$

1.3 小波重构

小波重构的过程为将对优化后的小波系数进行逐层重构得到去噪后的微震信号。图3表示小波重构过程^[27]; 由图3所示, 小波分解层数为三层。然后, 将最低层的低频小波系数 LC3 和由阈值函数处理的高频小波系数 DDC3 进行一维小波重构, 得到第二层的低频小波系数 DLC2。依次, 将低频小波系数和高频小波系数逐层重构。最后, 会得到一个去噪后的微震信号。

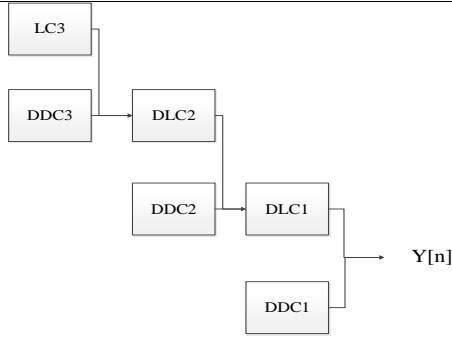


图3 小波重构

Fig. 3 wavelet reconstruction

2 训练隐藏层节点数量的ELM分类方法

极限学习机是黄广斌等人^[26]提出的一种单隐藏层前馈神经网络学习算法。与传统的BP算法相比，ELM算法具有学习速度快，结构简单，泛化性能好的特点。在这种方法中，输入层和隐藏层的连接权重是随机生成的。在训练过程中，只需要设置隐藏层节点的数量即可获得唯一的最优解。如果有 N 个不同的样本 (x_i, y_i) ，其中 $x_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T$ ， $y_j = [y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jm}]^T$ ，则具有 K 个隐藏层节点数量和激励函数 $g(x)$ 的单隐层前馈神经网络可以表示为公式(12)。

$$\sum_{j=1}^K \beta_j \cdot g(\omega_j \cdot X_j \cdot b_j) = O_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

在上述公式中， $\omega_j = [\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{jn}]^T$ 是输入层的节点与第 j 个隐藏层节点之间的连接权重； $\beta_j = [\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jm}]^T$ 是第 j 个隐藏层节点与输出层的连接权重； b 是隐藏层的第 j 个神经元的偏置； $O_j = [O_{j1}, O_{j2}, \dots, O_{jm}]^T$ 是输出值。为了确保训练结果的准确性并使结果更接近训练样本，应使其满足公式(13)。

$$\sum_{j=1}^K \|O_i - y_i\| = 0 \quad (13)$$

在公式(14)中， $g(\omega_j \cdot X_j + b_j)$ 可以表示为 H ， H 是神经网络输出矩阵。 $H\beta = U$ 可以同时代替，这也是求解最小二乘解的最小问题； $b\beta = H^+U$ ， H^+ 是 H 广义逆^[29]。如图4所示，极限学习机可以看作是单隐含层网络，内部为全连接，其中输入层、隐藏层和输出层的神经元数目分别为 n 、 l 、 m 。

$$\sum_{j=1}^K \beta_j \cdot g(\omega_j \cdot X_j \cdot b_j) = U_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

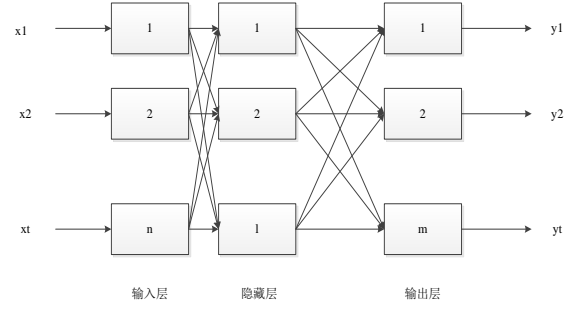


图4 极限学习机网络结构图

Fig. 4 Network structure of the Extreme Learning Machine

针对微震信号的数据量大，数据特征较多且不明显的特点，当ELM的隐藏层节点数量设置较少时，会导致ELM不足以识别微震信号，导致分类准确率变低；而隐藏层节点数量设置较多时，虽然分类准确率会有提升，但运行效率会变慢，因此需要在分类之前训练隐藏层节点的数量，快速学习得到微震信号特征，对微震信号进行有效分类。训练隐藏层节点数量的过程主要分为以下几个步骤：首先，将去噪后的微震信号作为ELM的输入数据，将隐藏层节点数量 n 作为ELM的循环条件，通过ELM训练隐藏层节点数量 n ，得到 n 个不同性能的ELM；并对每一个ELM的分类准确率和运行效率的综合比较分析，最终得到一个分类性能良好的ELM模型，并使用改进后的ELM模型对微震信号进行分类实验。本文对于分类准确率的计算是通过对比微震信号的标签，通过数字的形式来记录标签，设定微震事件信号的标签为1，噪声信号的标签为2，若分类得到的标签相同则说明分类的结果正确。

3 影响因素分析

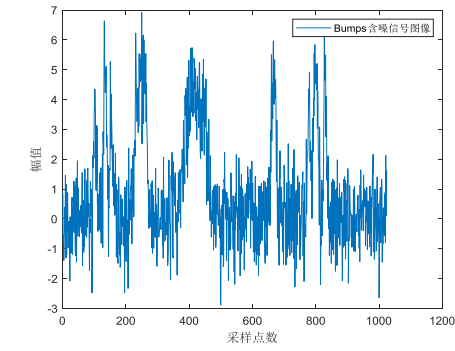
为评价改进阈值函数的小波去噪算法对微震信号的去噪效果和性能，本文首先利用Matlab人工合成信号，在合成信号的基础上添加高斯白噪声形成含噪信号，经过多次试验验证算法的有效性，并与目前微震信号降噪广泛使用的软、硬阈值函数去噪方法进行比较^[28]；最后再使用微震信号对新阈值函数的有效性进行验证。分别以信噪比(SNR)和均方差(RMSE)作为本节实验去噪性能的评价标准，公式如(15)、(16)所示。其中 $F(n)$ 表示原始信号， $f(n)$ 表示去噪后的信号， n 表示信号长度，若信噪比SNR值越大、均方差RMSE的值越小则表明信号的去噪效果越好。

$$SNR = 10 \lg \left(\sum_n \frac{F(n)^2}{[F(n) - f(n)]^2} \right) \quad (15)$$

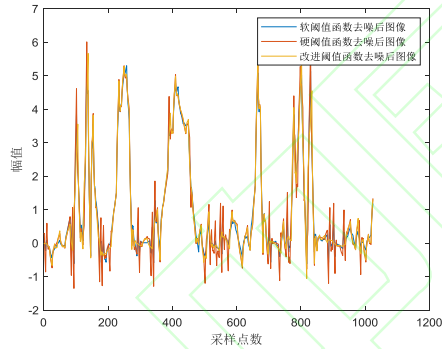
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (F_i(n) - f_i(n))^2}{n}} \quad (16)$$

3.1 人工合成信号去噪分析

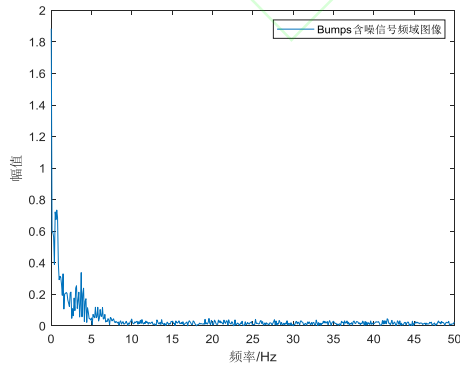
首先使用两种 Matlab 人工合成信号对改进阈值函数的小波去噪算法进行分析^[30],这两种合成信号分别是 Bumps 信号与 Blocks 信号,可以用来测试算法有效性的标准测试信号。



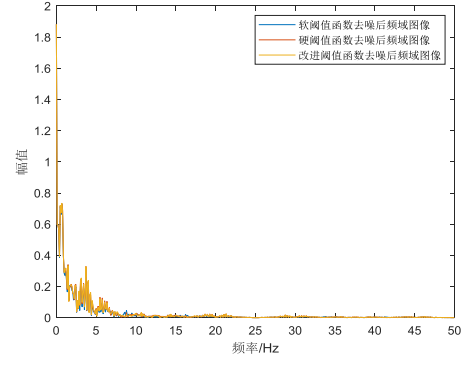
(a) Bumps含噪信号时域图像



(b) Bumps去噪信号对比时域图像



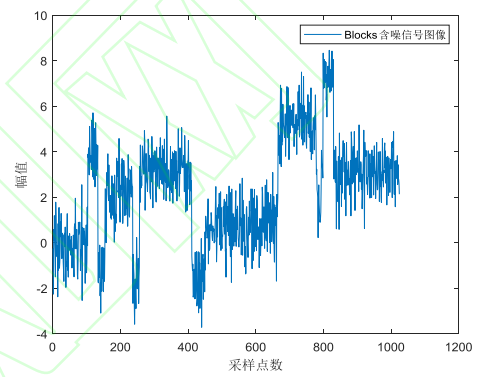
(c) Bumps含噪信号频域图像



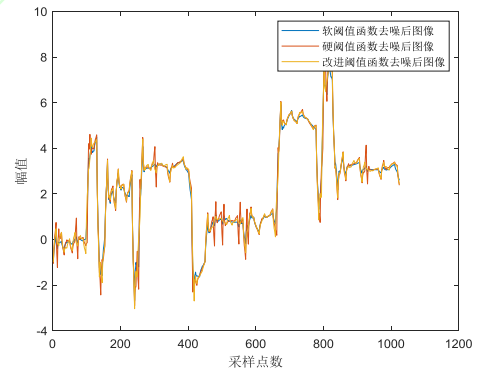
(d) Bumps去噪信号对比频域图像

图 5 使用不同阈值函数对 Bumps 去噪的效果图

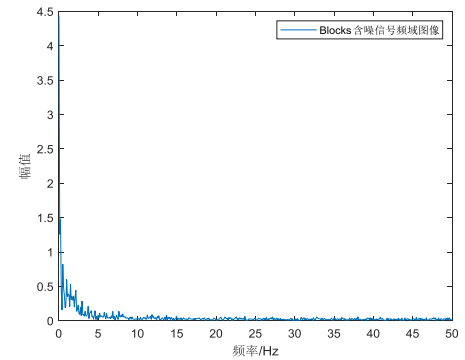
Fig. 5 Effect pictures of denoising Bumps signal using different threshold functions



(a) Blocks含噪信号时域图像



(b) Blocks去噪信号对比时域图像



(c) Blocks含噪信号频域图像

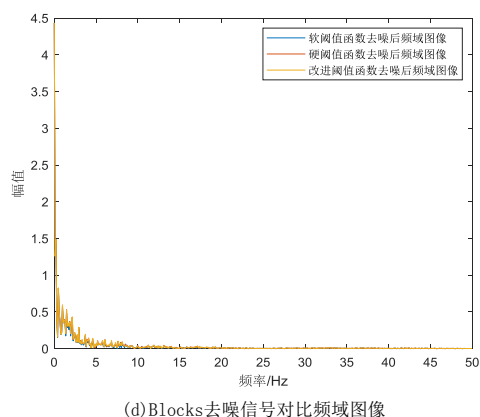


图 6 使用不同阈值函数对 Blocks 信号去噪的效果图

Fig. 6 Effect pictures of denoising Blocks signal using different threshold functions

表 1 使用不同阈值函数对 Bumps 信号和 Blocks 信号去噪后的 SNR 和 RMSE 的比较

Table 1 Comparison of SNR and RMSE after denoising Bumps signal and Blocks signal using different threshold functions

测试信号	去噪评价标准	硬阈值函数	软阈值函数	新阈值函数
Blocks 信号	SNR	16.7595	16.1490	17.8591
	RMSE	0.5137	0.5383	0.4237
	SNR	15.9923	15.3328	16.3528
	RMSE	0.4224	0.4557	0.3047
	SNR	15.5916	14.8964	16.9833
	RMSE	0.4394	0.4760	0.4200
	SNR	15.9557	15.3037	17.3886
	RMSE	0.5243	0.5574	0.4037
	SNR	15.9381	15.3189	17.2713
	RMSE	0.5253	0.5568	0.4093
Bumps 信号	SNR	14.5193	13.4593	15.4030
	RMSE	0.3439	0.3886	0.3107
	SNR	14.8833	13.5439	15.6882
	RMSE	0.3290	0.3838	0.2998
	SNR	14.7915	13.4655	15.5609
	RMSE	0.3334	0.3884	0.3052
	SNR	14.0577	13.3080	15.3655
	RMSE	0.3616	0.3942	0.3111

SNR	15.0248	14.0868	15.6361
RMSE	0.3236	0.3605	0.3016

图 5(a)和图 6(a)分别为采样点数为 1024 个的 Bumps 和 Blocks 含噪信号图像,图 5(b)和图 6(b)为使用三种不同的阈值函数对其去噪处理后的信号时域图像。在对比时域图像中可观察到,三种阈值函数均会对信号有去噪效果,相比于软硬阈值函数去噪,改进阈值函数对高频降噪效果较为明显并且减少了信号图像中较多的突起和尖刺现象。在图 5 和图 6 的频域图像中均选取 100 作为采样频率,图 5(d)和图 6(d)中可看到在频域上信号主要分布在 0-5Hz 之间,并且也能清晰地看到三种阈值函数对信号的降噪效果,其中改进阈值函数去噪后在形态上更接近于原信号。综上,在时域图和频域图中均能看到改进阈值函数在去噪效果上的有效性。此外,将本文改进方法与软硬阈值函数对含噪信号的效果进行对比分别通过降噪后的 SNR 与 RMSE 这两个参数来评价对这两种信号的去噪效果,计算结果如表 1 所示。通过表 1 中分析可清晰看出三种阈值函数对信号均有一定程度上的降噪效果,在其十组案例中,改进阈值函数的去噪效果均是最好的,其信噪比 SNR 均高于软硬阈值函数,并且 RMSE 也均低于另外两种阈值函数。

3.2 微震信号去噪分析

为了更加准确的对微震信号进行去噪分析,以及对后续识别结果进行更好的分析研究,在针对微震信号去噪的分析前,首先要确定合适的小波分解层数与小波函数。表 2 表示在不同分解层数下的使用不同小波函数对微震信号去噪后得到的 SNR 值大小,本文分别使用四种小波函数比较了五组微震信号去噪后的 SNR 值大小;由于在分解层数相对较小的情况下,微震信号仍然具有大量的噪声,因此,表 2 中从分解层数为 4 时进行实验分析。通过 5 组实验的 SNR 值可以看出 Db 函数去噪后所得到的 SNR 值较大,相比于其他函数具有良好的去噪作用,同时可以看出在每个小波函数的微震信号的去噪过程中,当分解层数为 6 时,去噪后获得的信噪比 SNR 值相对较大。因此本文对微震信号去噪时选取 Db 小波函数,分解层数为 6 层。

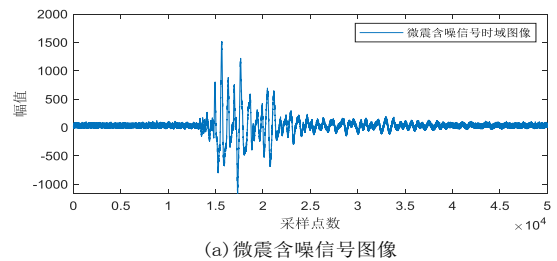
表 2 不同分解层数下的不同小波函数对微震信号去噪后的 SNR 值比较

Table 2 Comparison of SNR values of microseismic signal denoised by different wavelet functions under different decomposition levels

小波函数/分解层数	4	5	6	7	8
Sym 函数	18.7803	18.7814	18.9155	18.7790	18.7789
	19.3901	19.4068	20.6694	19.6482	19.6741
	23.1697	24.6579	24.1367	23.4976	22.7648
	31.6972	32.4982	33.4267	33.9712	31.6458
	27.2698	28.1649	29.6482	27.4631	28.6942
Coif 函数	18.8136	18.8355	18.8093	18.7949	18.8027
	19.0375	19.8542	20.6891	19.2648	18.5649
	22.9751	23.4951	24.1825	23.7281	22.2876
	30.5948	31.0975	32.5915	31.5826	30.2985
	27.2483	28.9415	29.1472	28.3528	27.5918
Db 函数	18.9959	18.9089	19.4980	18.9937	18.9955
	20.8921	21.4697	22.0678	22.3582	21.1647
	24.1584	25.6948	27.1825	26.7815	24.9482
	32.3658	33.3852	34.8516	33.2598	33.5924
	28.1649	28.3469	30.4698	29.4851	28.4157
Bior 函数	18.8306	18.8009	18.9986	18.7997	18.7983
	19.2853	19.6875	20.1587	20.6142	20.1938
	22.6984	22.1574	23.1587	24.5186	23.2698
	30.5862	31.2891	32.1472	33.5820	31.2683
	27.2986	28.2487	29.3358	28.4712	27.9638

由图 7 所示,使用了三种阈值函数对微震信号进行去噪处理,在时域图像的对比中可发现,三种阈值函数对微震信号均有去噪效果,并也保证了原有信号的良好形态,但也可清晰看出通过改进阈值函数去噪后的微震信号不仅保证了原有信号的形态,同时相比于软硬阈值函数也尽可能地减少了噪声。在图 7 的频域图像中,选取微震信号的采样频率为 5000,通过频域图像发现,在微震信号的频率主要集中在 0-100Hz 之间,噪声的频率相对较高,在通过阈值函数去噪后的频域图像比较中,软硬阈值函数的去噪效果较为明显,但是在高频率中仍然存在着少量的噪声信号,而通过改进阈值函数去噪后的微震信号对噪声信号

有更好的抑制效果。表 3 中使用了三种阈值函数对五组微震信号进行了去噪实验分析,从表中可以看出相对于软、硬阈值函数方法,本文提出的阈值函数对微震信号去噪后得到的 SNR 值相对较大, $RMSE$ 值相对较小;也就说明了本文提出的阈值函数对微震信号的去噪效果更加明显。



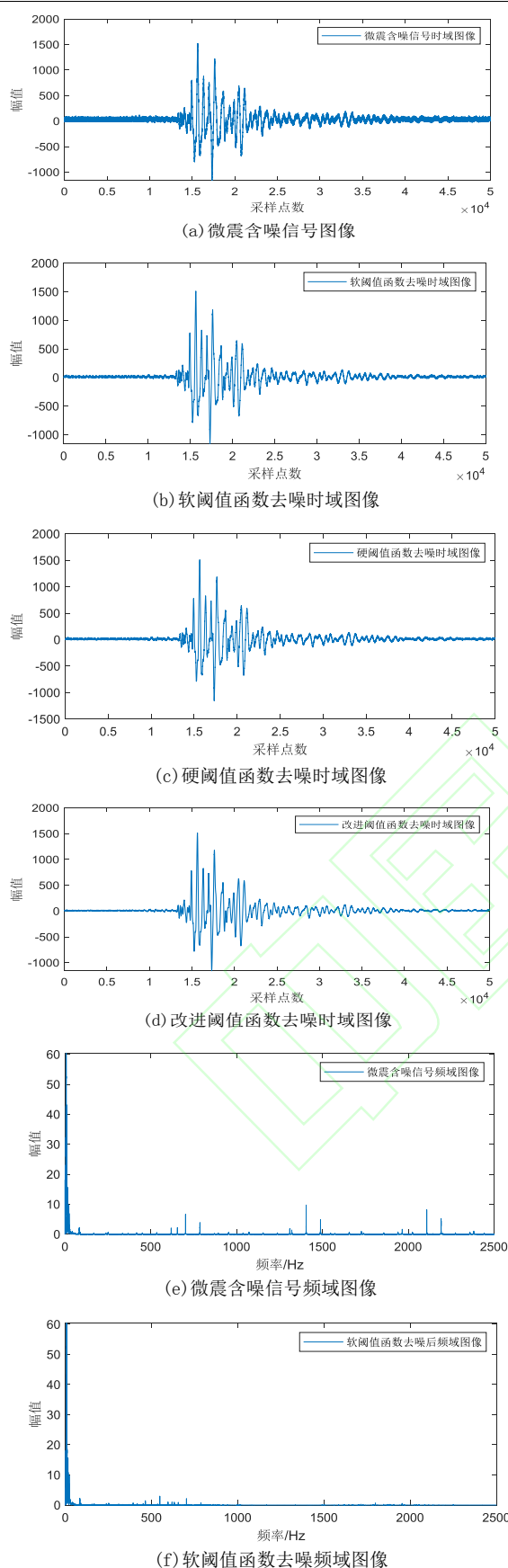


图 7 使用不同阈值函数对微震信号去噪效果图
Fig. 7 Effect pictures of denoising mine microseismic signal using different threshold functions

表 3 使用不同阈值函数对微震信号进行去噪后的 SNR 和 RMSE 的比较

Table 3 Comparison of SNR and RMSE after denoising mine microseismic signal using different threshold functions			
微震信号	硬阈值函数	软阈值函数	新阈值函数
SNR	20.4569	20.3796	21.7407
RMSE	1.9037	1.9025	1.8425
SNR	19.1955	19.2060	20.4916
RMSE	1.9984	2.0008	1.8337
SNR	18.1603	18.1721	19.4969
RMSE	2.1686	2.1715	1.9890
SNR	19.2668	19.5275	20.5197
RMSE	2.1583	2.1297	1.9941
SNR	18.0901	18.1004	19.3796
RMSE	2.2441	2.2367	2.1247

4 工程应用

4.1 微震信号确定 ELM 隐藏层节点数量

将本文方法应用于现场微震分析中，以山西某矿的微震信号为例。矿区中会产生很多难以识别的微震信号。例如，图 8 列举了矿区中 4 种常见且难以识别的微震信号和噪声信号。其中 (a) 表示的是典型的矿山微震事件信号，(b) 表示的是矿山微震噪声信号。但是对于 (c) 和 (d) 而言，对矿山微震事件的识别就变得更加复杂，(c) 虽然表示的是矿山微震信号，但是它含有大量的噪声，若不经过去噪，对于这种信号的识别很容

易归为噪声信号中。而(d)本身为振动干扰信号, 不经过预处理也会将其视为微震信号。这些常见且较难识别的微震信号使用本文提出的方法后取得了良好的识别效果。

在本节实验中, 首先从矿区微震监测系统中随机抽取 200 组噪声信号和微震事件, 其中 100 组数据作为训练集数据, 100 组数据作为预测集数据。在图 9 中, 将每次训练的隐藏层节点数作为横坐标, 将微震事件识别准确率作为纵坐标, 使用不同隐藏层节点数量预测微震信号所得到的准确率大小的比较。图 9 中可以发现隐藏层节点数量在 200 到 1400 的过程中, 准确率处在一个上升的趋势, 而从 1400 开始到 2000 的过程中, 对微震事件识别准确率是相对较高的, 并且准确率也趋于稳定, 但是随着隐藏层节点数量的增多, 当隐藏层节点数量过多的时候也会导致算法计算缓慢, 因此本文选取 1400 作为 ELM 算法的隐藏层节点数量。

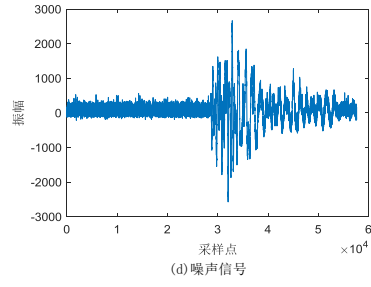
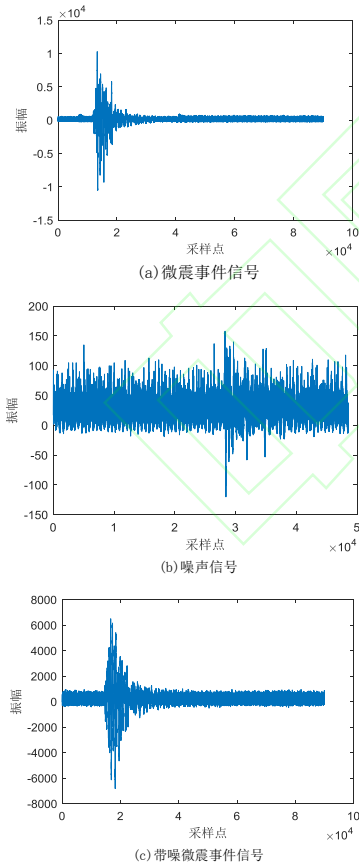


图 8 矿山微震信号与噪声信号

Fig. 8 Mine microseismic signal and noise signal

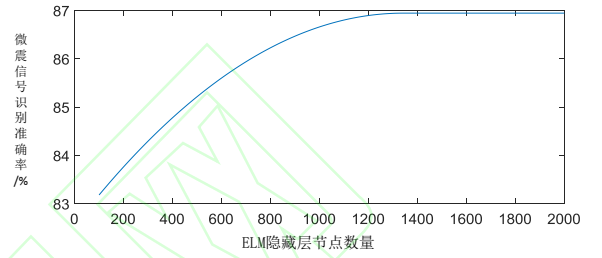


图 9 训练微震信号的隐藏层节点数量

Fig. 9 The numbers of training hidden layer nodes for microseismic signals

4.2 微震事件识别应用

随机选取矿区中的 500 个微震信号和噪声信号数据作为分类的训练和预测数据集。本实验所选取的微震信号波形片段共计 50000 个采样点, 采样频率为 5000Hz。给微震事件设定标签, 设定微震事件的标识类别为 1, 噪声信号的标识类别为 2。在改进阈值函数的小波去噪方法中, 使用 Db 小波函数, 分解层数为 6 层, 阈值选取启发式阈值估计法。 k_1 的值调节为 4.3, k_2 的值调节为 2.2。ELM 的隐藏层节点取 1400 个。图 10 表示的是使用小波与 ELM 方法与本文改进算法通过 K -折交叉验证得到的分类准确率比较。 K -折交叉验证可以有效的避免过拟合与欠拟合的发生, 最后得到的结果更具有说服力。本文所使用的 K -折交叉验证算法评价标准的原理如下表示:

- 1) 首先将输入数据随机均分成 K 组;
- 2) 将每一个子集分别作为一次预测集数据, 其余 $K-1$ 组数据作为训练集数据, 这样通过 ELM 的训练会得到 K 个训练模型;
- 3) 用 K 个训练模型所得到的分类准确率计算出来的平均值作为 ELM 分类的评价指标。

由于本实验选取了 500 组微震信号, 为了保证每次交叉验证实验时每组实验数据集的数量, 在本次实验中我们将数据集分成了 5 组, 即每次交叉验证方法中 K 值取 5, 也就是每次验证方法将数据集分为 5 组, 每组取 100 个微震信号进行

实验。

表 4 算法识别运行时间效率比较

Table 4 Algorithm identify running time efficiency comparison

	小波+ELM 算法	本文改进算法	SVM 算法	CNN 算法
时间/s	21.75	14.27	25.76	21.76
时间/s	23.18	11.81	29.65	23.97
时间/s	20.64	12.49	28.13	25.16
时间/s	13.84	9.16	27.23	28.26
时间/s	17.64	13.59	30.26	22.58

在对微震事件识别的过程中，本文不仅考虑了识别的准确精度同时也考虑到了算法的运行时间效率。表 4 所示四种算法在运行时间效率上的比较。在训练速度方面由于原始的 ELM 无法快速找到相对准确的隐藏层节点数量来进行微震识别，而通过改进的 ELM 方便找到较良好的隐藏层节点数量并可以对微震信号直接进行识别，因此在训练速度方面也有了提升。由于 CNN 是一种深度学习算法，需要提前构建分类模型会花费大量时间，所以在表 4 中仅考虑到四种算法的识别运行时间效率。通过五次实验可以看出本文改进算法具有较快的运行效率对微震事件进行识别。

表 5 交叉验证分类识别结果对比

Table 5 Comparison of classification results of cross-validation

对比算法	识别准确率/%			
	小波+ELM 算法	本文改进算法	SVM 算法	CNN 算法
交叉验证准确率/%	87.9	90.3	89.1	89.1
	89.1	89.1	89.1	90.3
	84.3	93.9	87.9	87.9
	85.5	92.7	85.5	87.9
	84.3	89.1	89.1	91.5
平均识别准确率/%	87.9	91.5	87.9	90.3
	86.5	91.1	88.1	89.5

如表 5 中所示，通过使用交叉验证检验的方法，分别使用四种算法对微震信号进行分类识别实验，通过六次交叉验证实验对比，SVM、CNN 算法的平均识别准确率分别为 88.1%、89.5%。未改进算法的识别准确率为 86.5%而本文改进算法对微震信号的平均识别准确提高到了 91.1%，可见本文改进算法的识别效果相对较好。

5 结 论

本文提出了一种基于改进小波分解和 ELM 的矿山微震事件识别方法，针对矿山微震监测系统产生的微震信号数量大并且存在复杂背景噪声干扰，使得微震信号具有不可预测、复杂等特性，本文首先使用具有改进的阈值函数的小波去噪方法对原始带噪微震信号去噪，通过人工合成信号数据和矿山微震信号数据对本文小波改进阈值函数与软硬阈值函数的去噪效果进行了比较。针对目前微震事件识别问题，本文通过使用 ELM 快速训练隐藏层节点数量，构建改进的 ELM 对微震事件进行识别。并使用矿山微震信号数据分别对本文改进识别方法和其他三种方法在时间效率和识别准确率方面进行了比较。

参考文献:

[1] 赵艳红, 包金哲, 王树波, 翟浩, 魏建民, 杨智升, 张晖, 赵铁锁, 苏日亚, 王磊, 王鑫, 贾昕晔, 刘芳. 基于波形特征的露天钼矿微震事件的识别分析——以卓资山钼矿为例[J]. 震灾防御技术, 2019, 14(3): 662-676.

ZHAO yanhong, BAO jinzhe, WANG shubo, WEI jianmin, YANG zhisheng, ZHANG hui, ZHAO tiesuo, SU riya, WANG lei, WANG xin, JIA xinye, LIU fang. Identification and analysis of molybdenum mine microseismic events based on waveform features -- a case study of zhuozishan molybdenum mine [J]. Seismic disaster prevention technology, 2019, 14(3): 662-676.

[2] 赵毅鑫, 姜耀东, 王涛, 高峰, 谢帅涛. “两硬”条件下冲击地压微震信号特征及前兆识别[J]. 煤炭学报, 2012, 37(12): 1960-1966.

ZHAO Yi xin, JIANG Yao dong, WANG Tao, et al. Features of microseismic events and precursors of rock burst in underground coal mining with hardroof[J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(12): 1960-1966.

[3] 江文武, 杨作林, 谢建敏, 李家福. FFT 频谱分析在微震信号识别中的应用[J]. 科技导报, 2015, 33(2): 86-90.

JIANG wenwu, YANG zuolin, XIE jianmin, LI jiafu. Application of FFT spectrum analysis in identification of microseismic signals [J]. Journal of science and technology, 2015, 33(2): 86-90.

[4] 魏志国. SOS 微震监测系统在深部高应力冲击地压工作面的研究应用[J]. 山东煤炭科技, 2017(1): 79-81.

WEI Zhiguo. Research and application of SOS microseismic monitoring system in deep high-stress rock burst working face [J]. Shandong Coal Science and Technology, 2017 (1): 79-81.

[5] 朱尚嵩. 基于多分站的 KJ699 微震监测系统研发[J]. 工矿自动化, 2015, 41(5): 13-18.

ZHU Shangsong. Research and development of KJ699 microseismic monitoring system based on multi-substation [J]. Industry and Mine Automation, 2015, 41 (5): 13-18.

- [6] 邓志刚, 齐庆新, 赵善坤, 欧阳振华, 孔令海, 李少刚. 自震式微震监测技术在煤矿动力灾害预警中的应用[J]. 煤炭科学技术, 2016, 44(7): 92-96.
DENG Zhigang, QI Qingxin, ZHAO Shankun, OUYANG Zhenhua, KONG Linghai, LI Shaogang. Application of self-seismic microseismic monitoring technology in coal mine dynamic disaster warning [J]. Coal Science and Technology, 2016, 44 (7): 92-96.
- [7] 姜福兴, 尹永明, 朱权洁等. 单事件多通道微震波形的特征提取与联合识别研究[J]. 煤炭学报, 2014, 39(2): 229-237.
JIANG Fuxing, YIN Yongming, ZHU Quanjie, et al. Feature extraction and classification of mining microseismic waveforms via multi-channels analysis[J]. Journal of China Coal Society, 2014, 39(2): 229-237.
- [8] W. Hua, L. Meng, and X. Shang, "Current developments on micro-seismic data processing," Journal of Natural Gas Science and Engineering, vol. 32, pp. 521-537, 2016.
- [9] A. C. T. Ching, Jian ye and S. D. Glaser, "Microseismic source deconvolution: Wiener filter versus minimax, fourier versus wavelets, and linear versus nonlinear," The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 115, pp. 3048-3058, 2004.
- [10] 宫月, 贾瑞生, 卢新明, 彭延军, 赵卫东, 张杏莉. 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, PENG yanjun, ZHAO weidong, ZHANG xingli. Suppression of random noise in microseismic signals by empirical mode decomposition and wavelet transform [J]. Acta coal sinica sinica, 2008,43(11): 347-3256.
- [11] Erick Baziw, Bohdan Nedilko, Iain Weir-Jones. Microseismic Event Detection Kalman Filter: Derivation of the Noise Covariance Matrix and Automated First Break Determination for Accurate Source Location Estimation[J]. Pure and Applied Geophysics, 2004, 161(2).
- [12] e. a. ZHAO, Guo yan, "Recognition of microseismic waveforms based on emd and morphological fractal dimension," Journal of Central South University (Science and Technology), vol. 1, p. 23, 2017.
- [13] 贾志波. 基于SVM的矿山微震信号分类识别方法的研究[D]. 辽宁工程技术大学, 2017.
JIA Zhibo. Research on SVM-based mine microseismic signal classification and recognition method [D]. Liaoning Technical University, 2017.
- [14] 朱权洁, 姜福兴, 尹永明, 于正兴, 温经林. 基于小波分形特征与模式识别的矿山微震波形识别研究[J]. 岩土工程学报, 2012, 34(11): 2036-2042.
ZHU Quanjie, JIANG Fuxing, YIN Yongming, YU Zhengxing, WEN Jinglin. Research on Mine Microseismic Waveform Recognition Based on Wavelet Fractal Features and Pattern Recognition [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2012, 34 (11): 2036-2042.
- [15] 赵明, 陈石, Dave Yuen. 基于深度学习卷积神经网络的地震波形自动分类与识别[J]. 地球物理学报, 2019, 62(1): 374-382.
ZHAO Ming, CHEN Shi, DAVE Yuen. Automatic classification and recognition of seismic waveforms based on deep learning convolutional neural network [J]. Journal of Geophysics, 2019, 62 (1): 374-382.
- [16] FENG, LIN, et al. "Rough extreme learning machine: A new classification method based on uncertainty measure." Neurocomputing 325 (2019): 269-282.
- [17] KONGSOROT, Yanika, et al. "Kernel extreme learning machine based on fuzzy set theory for multi-label classification." International Journal of Machine Learning and Cybernetics 10.5 (2019): 979-989.
- [18] 詹毅, 钟本善. 利用小波变换提高地震波初至拾取的精确度[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2004(6): 703 - 707.
ZHAN Yi, ZHONG Ben-shan. Improved accuracy of picking first arrival with wavelet transform in seismic survey[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 2004(6): 703-707. (in Chinese)
- [19] KABIR MD, ASHFANOOR, SHAHNAZ CELIA. Denoising of ECG signals based on noise reduction algorithms in EMD and wavelet domains [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2012, 7(5): 481-489.
- [20] CHEN, Peng, and QING Zhang. "Classification of heart sounds using discrete time-frequency energy feature based on S transform and the wavelet threshold denoising." Biomedical Signal Processing and Control 57 (2020): 101684.
- [21] G. Madhavan, "The illustrated wavelet transform handbook - introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance [book review]," IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, vol. 22, no. 1, pp. 92-93, 2003.
- [22] e. a. Mancinelli, Matteo, "Wavelet decomposition of hydrodynamic and acoustic pressures in the near field of the jet," Journal of Fluid Mechanics, vol. 813, pp. 716-749, 2017.
- [23] DONOHO, David L. "De-noising by soft-thresholding." IEEE transactions on information theory 41.3 (1995): 613-627.
- [24] LI, Yuxing, et al. "A new underwater acoustic signal denoising technique based on CEEMDAN, mutual information, permutation entropy, and wavelet threshold denoising." Entropy 20.8 (2018): 563.
- [25] 詹展, 秦会斌. 基于新阈值函数的小波阈值去噪算法[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(11): 47-51.
Zhan Zhan, Qin Huibin. Wavelet threshold denoising algorithm based on new threshold function[J]. Computer technology and development, 2019, 29(11): 47-51.
- [26] A. A. Tabibian, Shima and B. Naser Sharif, "Speech enhancement using a wavelet thresholding method based on symmetric kullbackleibler divergence," Signal Processing, vol. 106, pp. 184-197, 2015.
- [27] X. Yuan, Z. Zhou, Z. Geng, Y. Wang, and Q. Zhu, "A novel efsm-based elm double-faults identification approach and its application to non-linear processes," in Control Conference, 2017.

-
- [28] S.Ding, Z.Han, Y.Zhang, X.Xu, and N.Ru, "Extreme learning machine: algorithm, theory and applications," *Artificial Intelligence Review*, vol. 44, no. 1, pp. 103–115, 2015.
- [29] 徐宏斌, 李庶林, 陈际经. 基于小波变换的大尺度岩体结构微震监测信号去噪方法研究[J]. *地震学报*, 2012, 34(1): 85-96+127.
- XU Hongbin, LI Shulin, CHEN Jijing. A study on method of signal denoising based on wavelet transform for micro-seismicity monitoring in large-scale rockmass structures[J]. *Acta Seismologica Sinica*, 2012, 34(1): 85-96+127.
- [30] 许大为, 潘一山, 李国臻等. 基于小波变换的矿山微震信号滤波方法研究[J]. *地质灾害与环境保护*, 2008(3):74-77.
- XU Dawei, PAN Yishan, LI Guozhen, et al. Research on filtering method of mine microseismic signals based on wavelet transform[J]. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 2008(3): 74-77.