

综合技术

# 矿用设备的振动信号数据分析

## Vibration Signal Data Analysis of Mining Equipment

朱姗姗<sup>1</sup>, 张欣怡<sup>2</sup>, 廖雪梅<sup>3</sup>

(1. 北京工业职业技术学院机电工程学院, 北京 100042; 2. 中国科学院自动化研究所, 北京 100083;  
3. 首钢工学院机电工程学院, 北京 100042)

**摘要:** 矿用设备的机械臂是具有挠性结构的部件。在采掘工作时, 机械臂受重载、强冲击作用, 影响设备的采掘效率和工作的稳定性从而引发设备故障。矿用设备工作环境复杂, 振动信号的采集和故障分析工作的难度较大。本文以采煤机摇臂为例, 为测试采掘类设备机械臂的振动信号, 设计了模拟采煤机摇臂振动信号的实验台; 实验采集了摇臂在各种工况下的振动信号, 建立了摇臂横向振动数据分析的网络模型。应用神经网络进行数据分析, 拟合了摇臂横向振动模型, 大大减少人工分析的误差, 为矿用设备工作状态监测与故障预判提供数据依据。

**关键词:** 矿用设备; 振动信号; 神经网络; 数据分析

**中图分类号:** TH212 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-609X(2023)06-0045-06

**Abstract:** The mechanical arm of mining equipment is a component with flexible structure. During mining work, the mechanical arm is subjected to heavy load and strong impact, which affects the mining efficiency and working stability of the equipment and leads to equipment failure. Mining equipment work environment is complicated, vibration signal acquisition and fault analysis work is more difficult. Taking the rocker arm of shearer as an example, in order to test the vibration signal of the mechanical arm of mining equipment, a test platform simulating the vibration signal of the rocker arm of shearer is designed. The vibration signals of the rocker arm under various working conditions are collected experimentally, and the network model for analyzing the transverse vibration data of the rocker arm is established. The lateral vibration model of rocker arm is fitted by neural network, which greatly reduces the error of manual analysis and provides data basis for mining equipment working condition monitoring and fault prediction.

**Key words:** mining equipment; vibration signal; neural network; data analysis

## 1 前言

矿用机械设备的工作环境比较复杂, 工作运行过程中很容易发生振动<sup>[1]</sup>。一旦设备中的部件由于振动引起机器故障, 则会引发安全事故<sup>[2]</sup>。通常情况下, 很难观察到设备内部构件运动状态的异常, 很难预判机器发生故障的部位<sup>[3]</sup>。为了检测设备的运行状态, 可以通过在矿用设备上安装传感器来检测各个部件的工作参数。根据传感器检测数据的变化, 可以有效地预判故障的发生, 从而保证生产的安全<sup>[4]</sup>。

矿用设备除了工作环境复杂, 引起振动的情况错综复杂, 环境测试和故障分析工作难以开展外<sup>[5]</sup>。有些设备的振动信号变化非常快, 例如旋转机械的故障信号, 这些信号的变化速度往往超过了人类的感知速度, 使得故障分析工作非常困难<sup>[6]</sup>。有些设备的振动信号非常微弱, 这会造成有效的信号往往被噪声淹没, 使得故障分析的工作难度进一步加剧<sup>[7]</sup>。同时, 有些设备的振动信号会受到多种干扰源的影响, 例如电磁干扰、温度变化等, 这些干扰源使得信号难以被准确地测量和分析<sup>[8]</sup>。另外, 有些设备的振动信号具有非线性特性, 例如摩擦故障、碰撞故障等, 这些非线性特性使得信号难以被传统的线性分析方法所捕捉<sup>[9]</sup>。许多学者对矿用设备的振动特性进行了研究。文献<sup>[10-12]</sup>对采煤机螺旋滚筒建立了有限元模型, 结合神经网络模型, 分析了结构参数对振动可靠性的影响。文献<sup>[13-16]</sup>建立了采煤机侧向6个自由度的动力学模型, 并采取数

[作者简介] 朱姗姗(1985—), 女, 汉, 湖北武汉人, 副教授, 从事机械减振、数据分析研究。

[基金项目] 北京市教育委员会科学研究计划项目 KM202010853002; 北京工业职业技术学院校内科研课题 BGY2022KY-06。

[引用格式] 朱姗姗, 张欣怡, 廖雪梅. 矿用设备的振动信号数据分析[J]. 中国矿山工程, 2023, 52(6): 45-50.

值分析的方法,求解了不同煤岩硬度对侧向振动的影响。

对于采矿设备的实际工况中,发生单个振动的情况在实际生产过程中并不常见,实际工况中发生的大多数振动是两个或两个以上的振动的合成<sup>[17]</sup>。而在分析振动情况和研究振动信号时,通常需要分别分析各个因素对设备产生振动的影响,在振动信号的提取和数据分析方面,需要对在复杂工况下设备的振动信号先进行降噪处理,再对有效的信号或者分析目标进行数据筛选。本文以采煤机摇臂为研究对象,采集摇臂振动信号,将采集得到的摇臂振动信号样本输入到神经网络中进行学习,将学习好参数的神经网络模型应用于输出振动测试结果。通过对摇臂的模拟试验和数据分析,可以研究影响设备振动的变量关系,有效地预判机器故障。

## 2 摇臂系统振动模型

采煤机摇臂的结构如图1所示。对摇臂的振动微分方程进行分析时,将采煤机的滚筒部件简化成集中质量块,将摇臂部件简化成悬臂梁,受力如图2所示。

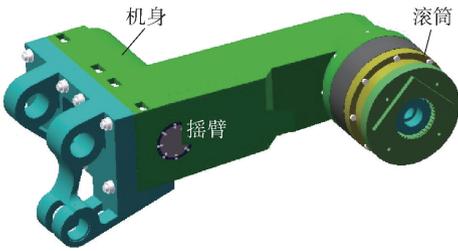


图1 采煤机结构示意图

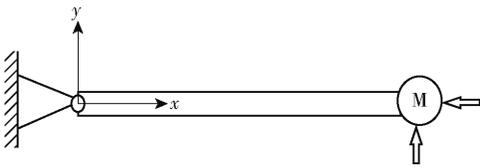


图2 等效转换后摇臂受力分析示意图

悬臂梁的失效形式主要有剪切破坏、弯曲破坏和扭转破坏<sup>[18]</sup>。本文以矿用设备中的采煤机为例,分析其摇臂部件的横向振动,振动微分方程可表示为

$$EI \frac{d^4 \omega(x,t)}{dx^4} + m \frac{d^2 \omega(x,t)}{dt^2} = f(x,t) \quad (1)$$

$E$ 为悬臂梁材料的弹性模量, $I$ 为摇臂横截面的惯性矩, $\omega$ 为固有频率, $\Phi_n$ 为模态。把响应按照模态进行展开。

$$\omega(x,t) = \sum_{n=1}^{\infty} \Phi_n(x) \eta_n(t) \quad (2)$$

将式(2)代入式(1),可得

$$EI \sum_{n=1}^{\infty} \frac{d^4 \Phi_n(x)}{dx^4} \eta_n(t) + m \sum_{n=1}^{\infty} \Phi_n(x) \frac{d^2 \eta_n(t)}{dt^2} = f(x,t) \quad (3)$$

式(3)两边同乘以 $\Phi_m(x)$ ,并沿梁全长进行积分,可得

$$EI \eta_n(t) \int_0^L \sum_{n=1}^{\infty} \frac{d^4 \Phi_n(x)}{dx^4} \Phi_m(x) dx + m \frac{d^2 \eta_n(t)}{dt^2} \sum_{n=1}^{\infty} \int_0^L \Phi_n(x) \Phi_m(x) dx = \int_0^L \sum_{n=1}^{\infty} \Phi_m(x) f(x,t) dx \quad (4)$$

利用模态正交性,式(4)可解耦为

$$\ddot{\eta}_n(t) + \omega_n^2 \eta_n(t) = \frac{1}{M_n} F_n(t) \quad (5)$$

式中, $\eta_n$ 和 $M_n$ 分别表示第 $n$ 阶模态坐标和模态质量; $F_n(t) = \int_0^L \Phi_n(x) f(x,t) dx$ 表示第 $n$ 阶广义模态力。

假设在时间 $t=0$ 时的初始条件为

$$\omega(x,0) = f_1(x), \left. \frac{\partial \omega(x,t)}{\partial t} \right|_{t=0} = f_2(x) \quad (6)$$

对于初始条件式(6),也通过式(2)进行展开,即

$$\omega(x,0) = f_1(x) = \sum_{n=1}^{\infty} \Phi_n(x) \eta_n(0) \quad (7)$$

$$\left. \frac{\partial \omega(x,t)}{\partial t} \right|_{t=0} = f_2(x) = \sum_{n=1}^{\infty} \Phi_n(x) \frac{\partial \eta_n(0)}{\partial t} \quad (8)$$

根据上式等号两边同乘以 $\rho A \Phi_n(x)$ , $\rho$ 为材料的密度, $A$ 为横截面积。并沿杆长度对 $x$ 进行积分,利用模态正交性可得

$$\eta_n(0) = \frac{1}{M_n} \int_0^L \rho A f_1(x) \Phi_n(x) dx \quad (9)$$

$$\frac{\partial \eta_n(0)}{\partial t} = \frac{1}{M_n} \int_0^L \rho A f_2(x) \Phi_n(x) dx \quad (10)$$

与直杆的纵向振动类似,式(5)的解可以表示为

$$\eta_n(t) = \frac{1}{\omega_n} \int_0^t \frac{F_n(t-\tau)}{M_n} d\tau + \dot{\eta}_n(0) \cos(\omega_n t) + \frac{\eta_n(0)}{\omega_n} \sin(\omega_n t) \quad (11)$$

在此基础上,如果考虑梁的阻尼影响,式(5)可

以重新表示为

$$\ddot{\eta}_n(t) + 2\zeta_n\omega_n\dot{\eta}_n(t) + \omega_n^2\eta_n(t) = \frac{1}{M}F_n(t) \quad (12)$$

式中,  $\zeta_n$  表示第  $n$  阶模态的阻尼比。

假设激励力为作用在梁  $x = x_0$  处的集中力  $f(t)$ , 则广义模态力为

$$F_n(t) = \int_0^L f(t)\delta(x - x_0)\Phi_n(x)dx = f(t)\Phi_n(x_0) \quad (13)$$

首先引入状态向量  $y$ ,

$$y = \begin{pmatrix} \eta \\ \dot{\eta} \end{pmatrix} \quad (14)$$

取前  $N$  阶模态进行计算, 则式(12)可表示为

$$y = \begin{pmatrix} \dot{\eta} \\ \eta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0_{N \times N} & I_{N \times N} \\ -\Omega & -C \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \eta \\ \dot{\eta} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0_{N \times N} \\ \Phi(x_0) \end{pmatrix} f(t) = Ay + Bf(t) \quad (15)$$

式中, 状态矩阵  $A = \begin{pmatrix} 0_{N \times N} & I_{N \times N} \\ -\Omega & -Z \end{pmatrix}$ ; 输入矩阵  $B =$

$$\begin{pmatrix} 0_{N \times 1} \\ \Phi(x_0) \end{pmatrix}; \Omega \text{ 和 } Z \text{ 为对角矩阵, 其对角元素分别为 } \Omega$$

$$(n, n) = \omega_n^2 \text{ 和 } Z(n, n) = 2\zeta_n\omega_n; \Phi(x_0) = \left( \frac{\Phi_1(x_0)}{M_1}, \dots, \frac{\Phi_N(x_0)}{M_N} \right)^T$$

假设要输出的是在梁上  $x = x_s$  点的位移响应, 由式(2)可知:

$$\omega(x_s, t) = \sum_{n=1}^N \Phi_n(x_s)\eta_n(t) = (\Phi^T(x_s), 0_{1 \times N}) \begin{pmatrix} \eta \\ \dot{\eta} \end{pmatrix} = Cy \quad (16)$$

### 3 振动信号的采集与预处理

#### 3.1 振动信号采集的模拟实验装置

为了采集摇臂横向振动模型的振动信号, 建立振动信号的样本集, 通过神经网络算法, 将摇臂的振动信号输入层与输出层构建一定的输入、输出的函数关系, 开展摇臂模态试验, 设计了以钢板代替摇臂的实验台, 用夹持机构夹紧钢板的一端, 在钢板的末端安装激振器, 测试实验台如图3所示, 以模拟采煤机滚筒的截割激励; 同时在钢板末端安装压电式加速度传感器来采集钢板的振动信号, 将传感器采集到的振动信号传输到输入层。

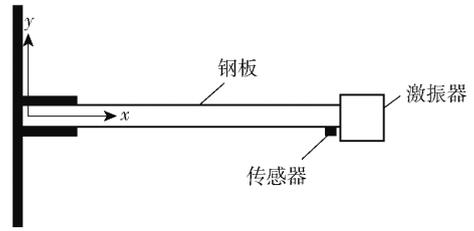


图3 摇臂振动测试实验台

#### 3.2 振动信号的采集

为给摇臂振动系统采集充分的数据样本, 通过改变钢板的长度及激励力的大小来获取不同的振动信号。通过将采集的振动信号处理成机器学习的样本集, 应用神经网络建立振动输入层与输出层之间的函数关系, 拟合实际振动发生的情况。图4、图5所示为激励力频率为  $\omega = 2$  Hz, 钢板长度为 1 m, 抗弯强度  $EI = 36$  N/m, 模态阻尼比为 0.01, 通过状态空间法分析激励力分别为 1 N、2 N 作用下的时域响应。同样, 可以跟换钢板的长度、改变激励力频率等方式获取不同工况下摇臂的工作状态; 图6、图7所示为激励力频率为  $\omega = 2$  Hz, 钢板长度为 2 m, 抗弯强度  $EI = 36$  N/m, 模态阻尼比为 0.01, 通过状态空间法分析激励力分别为 1 N、2 N 作用下的时域响应。通过模态进行计算时, 即可获得足够的计算精度。

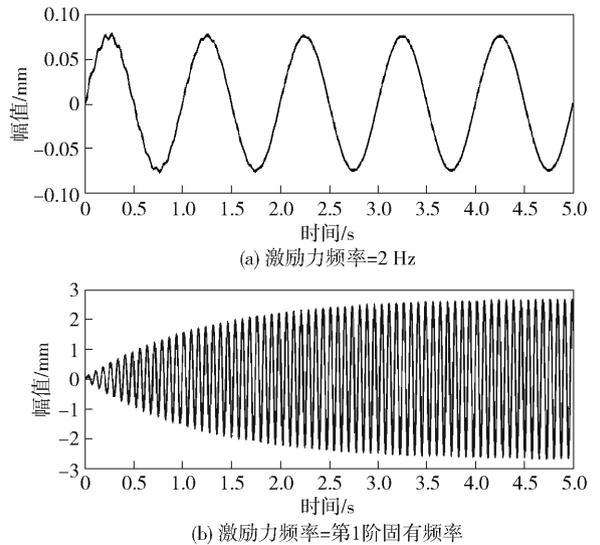


图4 激励力 = 1 N、L = 1 m 时振动信号

#### 4 振动信号的数据分析

将实验中采集到的不同振源产生的振动信号建立样本集。输入到神经网络进行学习, 通过拟合曲线不断迭代修正, 建立输入变量与输出之间的函数关系。相当于产生了一个近似函数来拟合输入层中

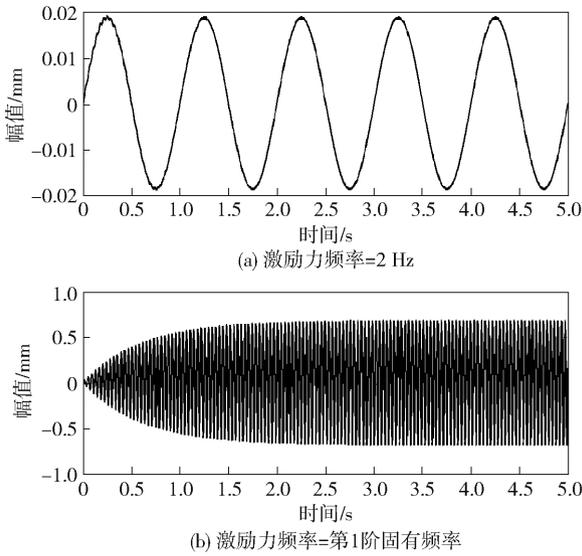


图5 激励力 = 2 N、L = 1 m 时振动信号

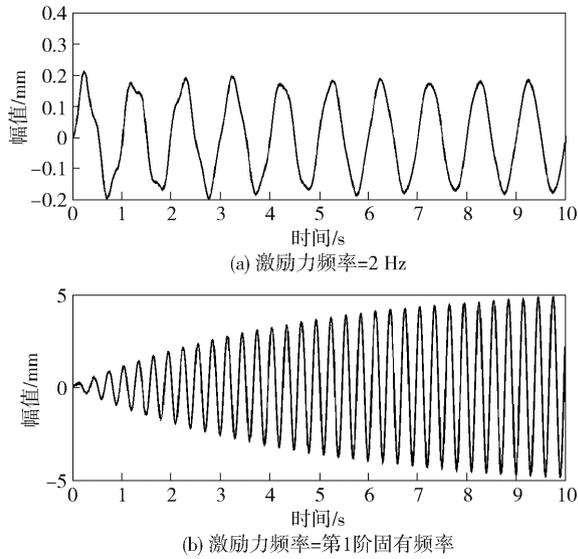


图6 激励力 = 1 N、L = 2 m 时振动信号

的每一组实验数据。拟合函数计算得出的输出值越接近实验中的测量值,说明网络模型分析的数据越接近实际情况<sup>[19]</sup>。在 Python 扩展库中实现了多种线性回归和非线性回归的模块,scipy 和 statsmodels 扩展库中也有实现了多种回归分析的模块<sup>[20]</sup>。应用 numpy 扩展库的多项式拟合函数,也可以完成回归分析的模型参数估计的工作。为验证权重值的取值误差,选取 2 组实验实测输出信号与神经网络推算的输出结果进行比较,比较结果如图 8、图 9 所示。

图 8 所示为应用 `scipy.stats.linregress()` 处理一维数据的最小二乘回归,模型返回模型系数。`Scipy.stats.linregress()` 函数提供了一个简单的接

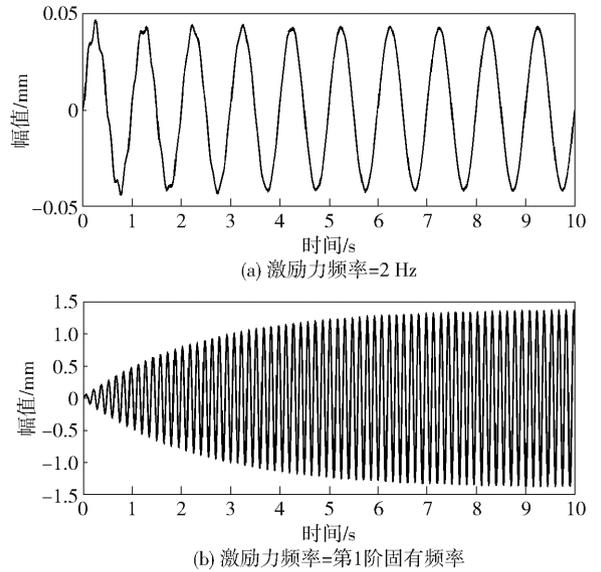


图7 激励力 = 2 N、L = 2 m 时振动信号

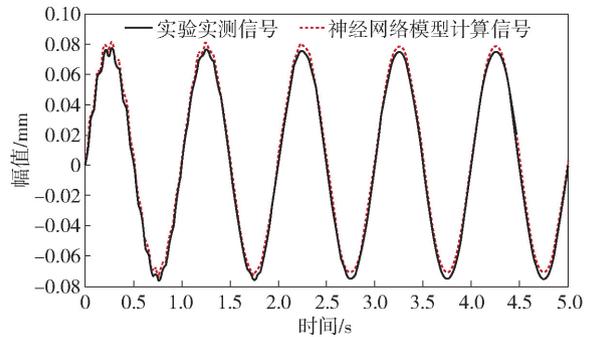


图 8 激励力 = 1 N、L = 1 m 时实测信号与计算数据对比,可以方便地进行线性回归分析,只需要提供数据和参数即可。`Scipy.stats.linregress()` 函数采用了高效的数值计算方法,可以快速地进行回归分析,并且可以处理大规模的数据集,可以用于多种不同的线性回归模型,用户可以根据需要选择合适的模型,提供丰富的功能,包括计算回归方程、回归系数的标准误差等,可以帮助用户深入分析回归结果。在数据应用方面,`Scipy.stats.linregress()` 函数可以用于预测分析,预测因变量的值,帮助用户进行决策;可以评估各个自变量对因变量的影响程度,帮助用户选择最有价值的自变量;可以检测数据集中是否存在异常值,帮助用户提高数据质量。

图 9 所示为应用 `numpy.linalg.lstsq()` 获得拟合函数,`Numpy.linalg.lstsq()` 是 Python 中用于求解线性最小二乘法问题的库函数。只需要提供数据和参数可以快速地进行回归分析,并且可以处理大规模的数据集,包括简单线性回归、多元线性回归等,用户可以根据需要选择合适的模型,得到的回归系数

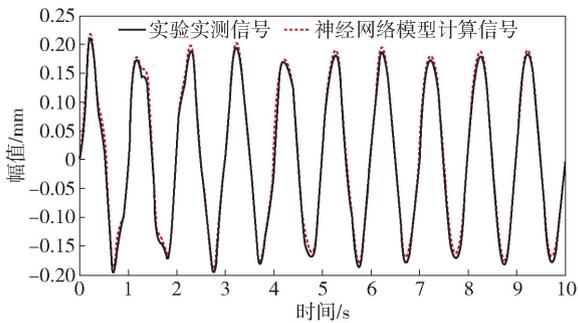


图9 激励力=1 N、 $L=2$  m时实测信号与计算数据对比

具有较高的精度用于预测分析、相关性分析、特征选择及异常值检测等,快速将有效的数据信息分析提供决策支持。

从图8、9看出,选用不同算法拟合的函数在与实测振动信号的对比显示,两种算法建立的模型有一定的参考依据。卷积神经网络算法用于采煤机摇臂振动信号的数据采集、分析与处理,建立的算法模型有效地拟合了实验采集的振动信号样本,可用于振动信号的模态分析及预测、影响振动的参数变量与输出信号的相关性、特征选择及异常值检测。

## 5 结论

矿用设备除了设备工作环境复杂,振动和故障分析工作面临着多种挑战。本文对矿用设备振动信号的数据分析,得出以下结论。

(1)根据矿用设备实际工况中复杂的工作特性,设计了模拟采煤机摇臂振动信号的实验台;实验采集了摇臂在各种工况下的振动信号,建立了摇臂横向振动数据分析的网络模型,可以自动地分析处理输入数据的特征,有效地提取采煤机摇臂振动信号中的有效数据,与输出信号建立函数关系拟合实测信号。

(2)通过对摇臂振动响应的数据采集与模态分析,应用不同的算法对比,在一定误差范围内拟合了摇臂横向振动模型。建立的神经网络可以扩展到多层结构,从而处理更加复杂的振动信号;同时卷积层和池化层可以学习到摇臂振动输入信号的空间特征和特征变换,从而可以解释网络的输出结果,有利于分析和理解采煤机摇臂振动信号参数变量之间的函数关系。

(3)通过神经网络可以自动进行特征提取和数据分类,无需人工干预,从而大大减少人工分析的工作量和误差,为矿用设备工作状态监测与故障预判

提供数据依据。

## [参考文献]

- [1] 杨婧,续婷,白艳萍,等. 基于网格搜索与支持向量机的轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(22): 9360-9364.
- [2] NEX F, DUARTE D, TONOLO F G, et al. Structural building damage detection with deep learning: assessment of a state-of-the-art CNN in operational conditions [J]. Remote Sensing, 2019, 11(23): 2765.
- [3] 汗运鹏,杨瑞鑫,聂少军,等. 基于深度学习技术的激波风洞智能测力系统研究[J]. 力学学报, 2020, 52(5): 1304-1313.
- [4] HAN T, JIANG D. Rolling bearing fault diagnostic method based on vmd-ar model and random forest classifier [J]. Shock and Vibration, 2016: 5132046.
- [5] 叶茂,谭平,任珉,等. 多个车辆荷载作用下桥梁演变随机振动分析[J]. 振动工程学报, 2010, 23(3): 269-274.
- [6] 陈琛,徐俊起,荣立军,等. 轨道随机不平顺下磁浮车辆非线性动力学特性[J]. 交通运输工程学报, 2019, 19(4): 115-124.
- [7] 蒋瑜,陶俊勇,王得志,等. 一种新的非高斯随机振动数值模拟方法[J]. 振动与冲击, 2012, 31(19): 169-173.
- [8] CHENG Y, YUAN H, LIUH, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on sift-kpca and svm [J]. Engineering Computations, 2017, 34(1): 53-65.
- [9] PATEL R, GIRI B. Application of dwt and pdd for bearing fault diagnosis using vibration signal [J]. Journal of Electrical Engineering, 2015, 15(4): 139-144.
- [10] WANG Z, ZHANG Q, XIONG J, et al. Fault diagnosis of a rolling bearing using wavelet packet denoising and random forests [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(17): 5581-5588.
- [11] VERSTRAETE D, FERRADA A, DROGUETT E L, et al. Deep learning enabled fault diagnosis using time-frequency image analysis of rolling element bearings [J]. Shock and Vibration, 2017: 5067651.
- [12] MOHAMAD M A, SAPSIS T P. Probabilistic description of extreme events in intermittently unstable dynamical systems excited by correlated stochastic processes [J]. SIAM / ASA Journal on Uncertain Quantification, 2015, 3(1): 709-736.
- [13] 李恒,张氢,秦仙蓉,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19): 124-131.
- [14] YU Z W, MAO J F, GUO F Q, et al. Non-stationary

- random vibration analysis of a 3D train-bridge system using the probability density evolution method [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 366: 173 - 189.
- [15] XIN L, LI X, ZHU Y, et al. Uncertainty and sensitivity analysis for train-ballasted track-bridge system [J]. *Vehicle System Dynamics*, 2020, 58(3): 453 - 471.
- [16] SU C, XIAN J, HUANG H. An iterative equivalent linearization approach for stochastic sensitivity analysis of hysteretic systems under seismic excitations based on explicit time-domain method [J]. *Computers and Structures*, 2021, 242: 106396.
- [17] SU C, WU Z, XIAN J. Stochastic dynamic analysis of vehicle-bridge coupled systems with nonlinear Hertz contacts by explicit time-domain method [J]. *Vehicle System Dynamics*, 2020(1): 1 - 23.
- [18] 任新惠, 苟利珍, 武彤. 运力受扰下的物流无人机干扰恢复模型[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(1): 407 - 413.
- [19] 尼俊红, 吕梦楠. 无人机与车辆协助下的分布式多任务边缘计算卸载算法[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(3): 1045 - 1051.
- [20] 崔琼, 李建华, 王宏, 等. 基于节点修复的网络化指挥信息系统弹性分析模型[J]. *计算机科学*, 2018, 45(4): 117 - 121, 136.

(上接第44页)

(2)综合断裂力学、塑性力学理论分析方法及数值模拟手段对6303综放工作面回采过9#煤层采空区时底板稳定性进行分析,发现:①工作面回采后底板0~0.75 m范围内出现脆性破断、0.75~11 m范围内出现塑性破坏;②在未对采空区进行加固时工作面回采后底板塑性区与采空区顶板直接联通,同时工作面前方应力集中明显、底板稳定性较差,而对采空区进行加固后工作面底板塑性区分布范围明显降低,底板存在有一定的弹性区同时应力分布得以明显改善,对底板采空区进行加固有助于维护工作面底板稳定。

(3)在综合分析现有充填加固材料基础上,提出采用空巷充填材料加固9#煤层采空区,并针对性给出充填加固方案及安全技术措施。工程应用后,6303综放工作面过下覆9#煤层采空区期间,底板未出现下沉、断裂及裂隙等情况出现,综放设备等始终保持稳定,工作面推进保持4.8 m/d推进速度。

#### [参考文献]

- [1] 韩磊,董浩,陆银龙.小窑破坏区残留煤资源精细复采研究现状及进展[J].*中国矿业*,2022,31(11):89 - 94,122.
- [2] 白亚光.浅埋煤层重复采动下覆岩运动及裂隙演化规律分析[J].*中国矿山工程*,2022,51(2):60 - 65.
- [3] 陈永超,孔德文,孔庆伟.薄层间距采空区下开采及3\_下煤层破坏区开采的技术研究与应用[J].*内蒙古煤炭经济*,2022(13):159 - 161.
- [4] 刘县委,张彦董,单成方,等.煤层群接续开采方案优选评价研究[J].*工矿自动化*,2022,48(3):32 - 39, 54.
- [5] 韦昌新,李树静,于贵生,等.大同矿区小窑开采严重破坏区安全掘进关键技术研究[J].*煤炭技术*,2020, 39(6):24 - 25.
- [6] 吴士良,李焯.采用工作面超前注水法提高跨采底板巷道围岩稳定性[J].*山东科技大学学报(自然科学版)*,2014,33(6):46 - 50.
- [7] 侯艳峰.4203综放工作面下覆采空区探测及充填稳定技术研究[J].*山东煤炭科技*,2021,39(12):48 - 51.
- [8] 史占东,赵铁林.近距离煤层过空巷底板破坏机制及支护对策[J].*能源与环保*,2023,45(7):298 - 305.
- [9] 张剑.西山矿区近距离煤层群开采巷道围岩控制技术及应用[D].北京:煤炭科学研究总院,2020.
- [10] 张绍雨.近距离煤层下行开采覆岩破坏规律及岩质边坡稳定性研究[D].重庆:重庆大学,2022.
- [11] 李昂,纪丙楠,牟谦,等.深部煤岩层复合结构底板破坏机制及应用研究[J].*岩石力学与工程学报*,2022, 41(3):559 - 572.
- [12] 高建良,蔡行行,卢方超,等.特厚煤层分层开采下伏煤层应力分布及破坏特征研究[J].*煤炭科学技术*, 2021,49(5):19 - 26.
- [13] 刘雨杭.高应力软岩巷道膨胀混凝土充填接顶支护技术[J].*有色设备*,2020,34(6):36 - 40.
- [14] 吴昊燕,刘育明,寇永渊,等.深井矿山下向水平分层充填开采与水平矿柱应力演化研究[J].*中国矿山工程*,2021,50(6):1 - 6.