基于多点位移数据和动态加权ARIMA预警矿山顶板动力灾害的研究*

司凯文[1],刘宏杰[2],朱德智[1]

(1.晋能控股装备制造集团有限公司, 山西 晋城市 048006;
2.重庆大学 资源与安全学院, 重庆 400044)

摘要:矿山顶板动力灾害监测预警事关矿山生产和人员安全。传统多点位移监测预警方法基于监测数据的单一绝对阈值预警,灵敏度与可靠性较差。因此,提出了一种基于多点位移数据和差分自回归移动平均(ARIMA)模型预测矿山顶板动力灾害预警方法。该方法使用叠加技术增强了多点位移时序数据的信噪比,提出了联合增强型加窗波形特征函数比值和峰度值的分级预警方法,改善了传统阈值预警适应性不足的难题;构建了基于动态加权参数的ARIMA模型以预测位移数据,联合监测数据与预测数据来实现矿山顶板动力灾害的预警。该方法的理论测试预警误报率为13.3%,二级及以上预警特征值平均误差为15.4%;两个时间段的工程实际数据测试结果表明,预警误报率分别为11.8%和6.7%,二级及以上预警特征值平均误差分别为15.1%和14.4%。提出的矿山顶板动力灾害预警方法具有较高的应用价值。

关键词:顶板动力灾害;灾害预警;多点位移;ARIMA预测;位移监测

中图分类号:TD327.2 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2025)07-0161-08

Early Warning Method for Dynamic Roof Hazards in Mines Based on Multi-Point Displacement Data and Dynamically Weighted ARIMA Prediction

SI Kaiwen[1], *LIU Hongjie*[2], *ZHU Dezhi*[1]

(1.Jinneng Holding Equipment Manufacturing Group Co., Ltd., Jincheng, Shanxi 048006, China;
2.School of Resources and Safety Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Monitoring and early warning of dynamic roof hazards in mines is crucial for mining production and personnel safety. Traditional multi-point displacement monitoring and early warning methods rely on a single absolute threshold based on monitoring data, resulting in poor sensitivity and reliability of the warning. In response to this issue, a new early warning method for dynamic roof hazards in mines was proposed based on multi-point displacement data and the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. In this method, superposition techniques were employed to enhance the signal-to-noise ratio of multi-point displacement time series data, and a graded early warning method combining enhanced windowed waveform characteristic function ratio and kurtosis was introduced, which addressed the inadequacies of traditional threshold warnings. Furthermore, a dynamic weighted parameter ARIMA model was constructed to predict displacement data, enabling the integration of monitoring and prediction data for early warning of dynamic roof hazards in mines. The theoretical testing of this method shows a false alarm rate of 13.3%, with an average error of 15.4% for secondary or higher warning characteristic values. The test results of engineering actual data of kurtosis over two periods show that the warning false alarm rates are 11.8% and 6.7%, respectively, and the average errors of the secondary or higher warning characteristic values are 15.1% and 14.4%, respectively. In summary, the proposed early warning method for dynamic roof hazards in mine has a high application value.

Key words: Dynamic roof hazard, Early warning of disaster, Multi-point displacement, ARIMA prediction, Displacement monitoring

---

* **收稿日期**:2024-08-27

作者简介:司凯文(1989—),男,山西晋城人,硕士研究生,主要从事矿山智能化及机电一体化方面的相关工作。E-mail:1014616100@qq.com

通信作者:刘宏杰(1980—),男,河北遵化人,博士,正高级工程师,主要从事矿山信息化及智能化方面的相关工作。E-mail:3547329779@qq.com

0 引言

矿山开采时,岩石顶板会因应力作用而产生变形,岩体应力超过其极限荷载时会出现局部冒顶,甚至大面积塌陷,给矿山安全开采造成了极大安全威胁[1-3]。为此,许多矿山使用了锚网、锚索+金属网等进行支护,但受破碎岩体、不可见小断层等影响,片帮、顶板垮落等动力灾害仍时有发生。目前在矿山生产中对岩石动力灾害仍缺乏有效的监测及预测手段[4-5]。常用的位移监测因具有监测简便、解读容易等特点而被广泛应用[6-8]。

传统的方法是基于位移监测数据大于位移阈值或加速度阈值来预警[9-11],然而不同工程预警阈值通常是不同的,导致该类方法的工程应用受到诸多限制。为降低上述限制,研究者们开展了大量研究。王东等[12]认为岩体稳定时期位移服从正态分布,而加速变形阶段则不服从正态分布,由此提出了基于正态假设检验理论的边坡临滑时刻动态识别方法,使用假设检验 P 值降低了传统阈值的影响。王东等[13]还提出了一种基于表面与深部位移联合的滑面辨识和滑坡预警方法,基于深部位移超前于表面位移的假设实现分级预警。但该方法对岩体稳定时期位移时间序列的正态性要求较高,容易出现误预警。

一些研究者尝试使用预测数据来开展预警。例如,曹兰柱等[14]、王东等[15]分别提出了基于加权和层次聚类的马尔可夫链滑坡预警模型,这类方法试图从概率角度描述边坡演变过程。然而马尔可夫链模型预测仅考虑了最后时刻前的几个数据影响,忽略了海量历史数据的作用。李小贝等[16]将混沌学理论与广义神经网络相结合进行顶板位移预测,预测结果较为准确,但尚未建立起合理的预警模型。位移与其他数据联合的预警方法也相继被提出,殷大发[17]、刘杰等[18]联合巷道应力与离层位移数据进行预警,但仍使用传统的预警阈值,适用性有限。杜科科等[19]建立了巷道顶板离层失稳综合预警体系,但未给出离层位移数据的预测方法。

针对传统位移数据绝对阈值预警适应性有限、单一特征预警灵敏度与可靠性较差的问题,本文提出了一种基于多点位移数据和动态加权差分自回归移动平均(ARIMA)模型预测矿山顶板动力灾害预警的方法。该方法能够实现矿山顶板动力灾害的早期预警和超前预警,可作为矿山顶板动力灾害预警的一种重要方法,潜在应用价值广泛。

1 预警方法的提出

本文预警方法首先对采集的多点位移监测数据进行叠加处理,再建立基于历史监测数据匹配和动态加权的 ARIMA 模型,实现叠加位移数据的准确预测。随后,计算监测数据和预测数据的增强型加窗波形特征函数比值和峰度值,最后进行矿山顶板动力灾害分级预警。

1.1 动态加权 ARIMA 模型

ARIMA 模型是一种时间序列分析模型,其实质是差分运算与自回归移动平均(ARMA)模型的组合[20],本文的位移时序数据预测主要包含三个部分:自回归(AR)、差分(I)和移动平均(MA)。自回归部分用来捕捉顶板位移时间序列数据的自相关性,即序列中相邻监测值之间的相关性。差分操作用于消除顶板位移时序数据的非平稳性,使其更容易建立模型和进行预测。移动平均部分则用于捕捉位移时序数据的噪声和随机波动。

不同于传统方法中的固定参数 ARIMA 模型,本文提出了动态加权参数的 ARIMA 模型,其基本原理是:利用 ACF 指标和 PAC 指标确定初步的自回归项数 p_1 和滑动平均项数 q_1,进而确定自回归项数 p 和滑动平均项数 q 的取值范围:$p \in [p_1-3, p_1+3]$,$q \in [q_1-3, q_1+3]$,且 p、$q \geqslant 0$;在自回归项数 p 和滑动平均项数 q 的取值范围内,对 p 和 q 依次取值构成 K 个 ARIMA 模型,再分别计算每个 ARIMA 模型对顶板位移数据的预测效果,预测效果实质上是 ARIMA 模型预测出的顶板位移与监测到的顶板位移的累计误差,计算公式为:

$$\varepsilon_k = \sum_{i=1}^{L} | h_k(x(i)) - x(i) | \tag{1}$$

式中:L 为顶板位移时序数据的长度;h_k 为预测出的顶板位移,mm;$x(i)$ 为监测到的顶板位移,mm;ε_k 为第 k 个模型预测出顶板位移的累计误差,mm。

在计算出顶板位移数据累计误差之后,基于此误差确定每个 ARIMA 模型的权重 w_k,计算公式为:

$$w_k = \frac{1}{\varepsilon_k + c} \Big/ \sum_{k=1}^{K} \frac{1}{\varepsilon_k + c} \tag{2}$$

式中,c 为预设的系数。

最后,对 K 个 ARIMA 模型加权得到最终的顶板位移预测表达,计算公式为:

$$h(x(i)) = w_1 \cdot h_1(x(i)) +$$

$$w_2 \cdot h_2(x(i)) + \cdots + w_k \cdot h_k(x(i)) \quad (3)$$

式中:$h(x(i))$ 为顶板位移预测值,mm;$h_1(x(i))$、$h_2(x(i))$、$h_k(x(i))$ 为第 1 个、第 2 个和第 k 个 ARIMA 模型的顶板位移预测值,mm;w_1、w_2、w_k 为第 1 个、第 2 个和第 k 个 ARIMA 模型所占的权重。

1.2 矿山顶板动力灾害分级方法

传统方法采用位移绝对值来确定是否预警,主观性强、适应性较差。为此,本文提出增强型加窗波形特征函数比值和峰度值作为预警特征参数,进而构建矿山顶板动力灾害分级预警方法。

1.2.1 增强型加窗波形特征函数比值

加窗波形特征函数比值(STA/LTA)充分利用了动力灾害前后位移时间序列变化的特性,同时使用差值的方式增强该特征,STA/LTA 的计算公式为:

$$R(i) = \frac{\frac{1}{n}\sum_{k=i-n+1}^{i} | x(i)^2 - x(i-1)x(i+1) |}{\frac{1}{m}\sum_{k=i-m+1}^{i} | x(i)^2 - x(i-1)x(i+1) |} \quad (4)$$

式中:$R(i)$ 为增强型加窗波形特征函数比值;$x(i)$ 为第 i 个点的位移时序数据,mm;n、m 为设定的加窗 1、加窗 2 的时间序列长度,$m > n$。

1.2.2 基于统计特征的峰度值

峰度值能表征概率密度分布曲线在平均值处峰值的高低,峰度值的计算公式为:

$$Ku = \frac{\sum_{i=1}^{M}(x_i - \bar{x})^4}{(M-1)\sigma_x^4} - 3 \quad (5)$$

式中:Ku 为峰度值;M 为滑动时窗长度;$\bar{x}$ 为滑动时窗内振幅的平均值;σ_x 为滑动时窗内振幅的标准差。

1.2.3 分级预警方法

在计算出上述特征值后,设置增强型加窗波形特征函数比值的预警阈值 R_1、R_2 和峰度值的预警阈值 Ku_1、Ku_2,依据表 1 中的规则实现矿山顶板动力灾害的分级预警。具体地:

若 $R < R_1$ 且 $Ku < Ku_1$,视为安全,显示绿灯;

若 $R_1 \leqslant R < R_2$,且 $Ku < Ku_1$,或者,若 $R < R_1$,且 $Ku_1 \leqslant Ku < Ku_2$,均视为二级警示,显示黄灯;

其他情况均视为一级警示,显示红灯。

预警模型发出二级警示表明岩体位移加速,需采取围岩支护、应力转移等预防措施;一级警示表明矿山顶板稳定性很差,人员须立即撤出,并通知相关领导。

表 1 预警规则

Table 1 Early warning rules

峰度值	STA/LTA		
	$R<R_1$	$R_1\leqslant R<R_2$	$R\geqslant R_2$
$Ku<Ku_1$	绿灯	黄灯	红灯
$Ku_1\leqslant Ku<Ku_2$	黄灯	红灯	红灯
$Ku\geqslant Ku_2$	红灯	红灯	红灯

1.3 矿山顶板动力灾害预警模型

综合上述,基于多点位移监测数据、动态加权 ARIMA 预测数据和分级预警方法,构建基于多点位移数据和动态加权 ARIMA 的矿山顶板动力灾害预警模型,其实现的主要步骤如下。

步骤 1:在矿山待监测顶板区域布设多点位移监测系统进行数据采集,用以获取不同深度的位移时序数据。

步骤 2:对多点位移时序数据进行移动平均降噪和叠加处理,得到叠加位移时序数据。

步骤 3:建立基于历史监测数据匹配的 ARIMA 模型,进而基于监测的叠加位移时序数据和改进的 ARIMA 模型,预测未来时刻的叠加位移时序数据。

步骤 4:计算监测的叠加位移时序数据和预测的叠加位移时序数据的增强型加窗波形特征函数比值和峰度值。

步骤 5:设置合理的预警阈值,利用提出的分级预警方法实现矿山顶板动力灾害分级预警。

在本文提出的方法中,使用叠加技术增强了多点位移时序数据的信噪比,提出了联合增强型加窗波形特征函数比值和峰度值的分级预警方法,改善了传统绝对阈值预警适应性不足的难题;构建了基于动态加权参数的 ARIMA 模型以预测位移数据,将监测数据与预测数据联动实现矿山顶板动力灾害早期预警和超前预警。

2 理论测试

为验证本文提出方法的有效性和可行性,本节使用理论生成的数据对本方法进行理论测试。理论测试共生成包含 59 个采样点的多点位移时序数据(见图 1),每个采样点的数据由三个传感器的数据组成。当顶板处于稳定时期,各传感器位移数据近似服从高斯分布;当顶板处于不稳定时期,传感器位移数据开始增加。对理论数据进行叠加和移动平均滤波处理得到叠加位移时序数据。移动平均滤波所使用的窗口长度为 4 个采样点,用以提高位移数据

的信噪比,增强特征值的区分度。使用基于多点位移数据和动态加权 ARIMA 预测的矿山顶板动力灾害预警方法,从第 44 个采样点开始预测,计算特征值并进行预警,将预警误报率和特征误差值作为评判的定量标准。预警误报率为不准确预警次数与预警总次数之比,特征误差值是做出二级以上警示时预测数值特征值与原始数据特征值相差的百分比。

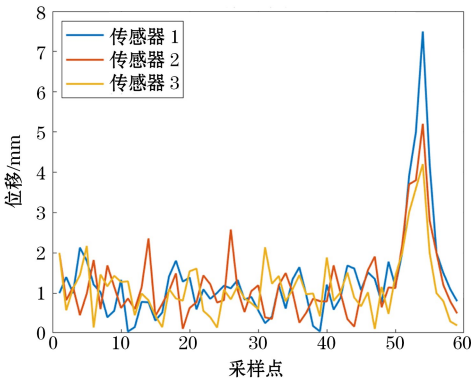


图 1 多点位移原始数据

Fig.1 Original data of multi-point displacement

在对原始数据进行预处理之后,建立改进的 ARIMA 模型对未来时刻的叠加位移时序数据进行预测。首先,通过 ACF 和 PAC 指标来确定模型参数的初始值,进而确定自回归项数 p 和滑动平均项数 q 的取值范围,均为 0～5;使用网格搜索法在取值范围内遍历各取值构建各类 ARIMA 模型,基于各模型的误差计算出权重,得到最终的顶板位移预测模型用于预测。理论数据遍历的 36 个不同参数 ARIMA 模型累计误差见图 2,权重占比见图 3。由图 2 可知,累计误差最小的参数为 $p=4$,$q=3$,累计误差为 13.84 mm,即每个传感器平均误差为 0.078 mm。

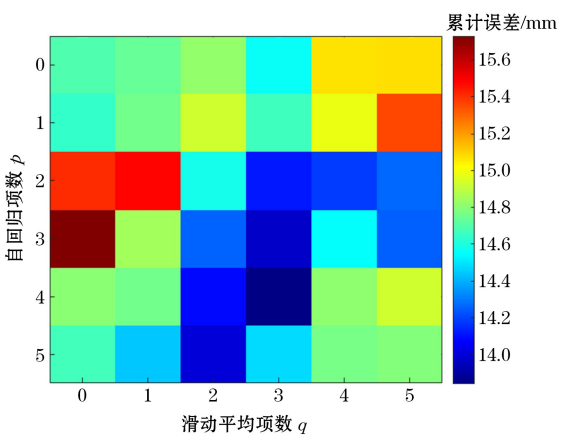


图 2 不同参数 ARIMA 模型累计误差

Fig.2 Cumulative error of ARIMA models with different parameters

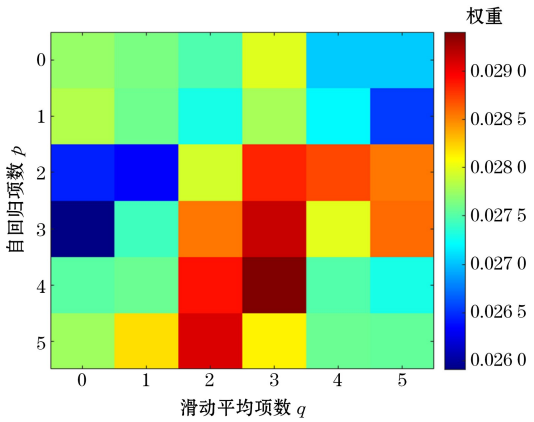


图 3 不同参数 ARIMA 模型权重占比

Fig.3 Weight proportion of ARIMA models with different parameters

在确定了各参数的权重后,建立预测模型对未来数据进行预测。叠加原始数据与叠加预测数据的对比如图 4 所示。由图 4 可知,加权动态 ARIMA 模型的趋势预测结果较好,能将多点位移数据变化趋势较为准确地预测出来,数据波动特征较好,为矿山顶板动力灾害超前预警提供了良好的数据基础。此外,与图 1 中单个传感器数据相比,叠加数据的信噪比优于多点位移计各点的原始位移数据,表明数据叠加对数据特征有增强作用。

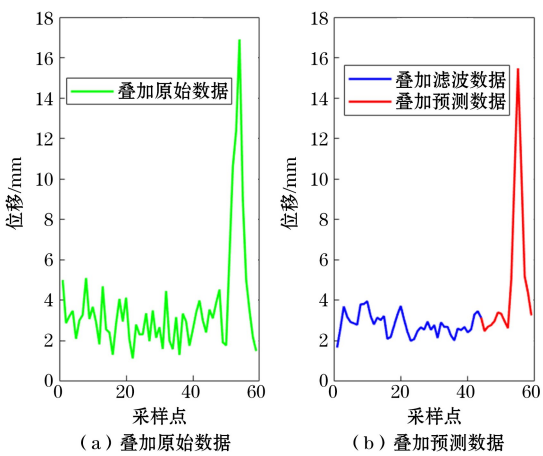
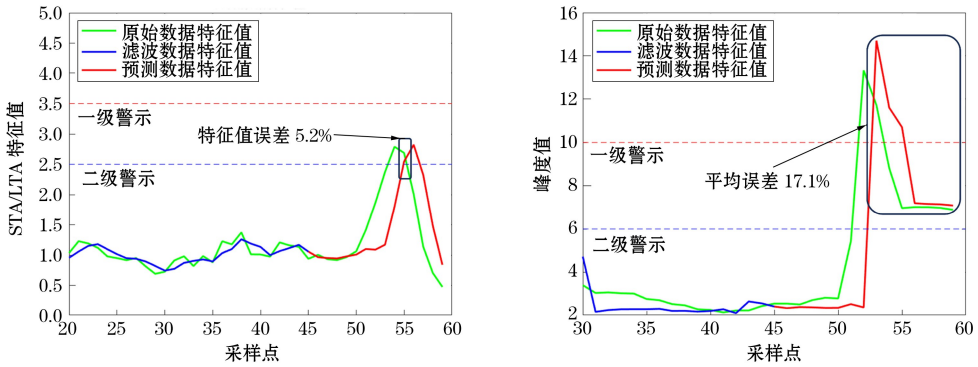


图 4 叠加原始位移数据与叠加预测数据的对比

Fig.4 Comparison between overlaid original displacement data and overlaid predicted data

在预测出未来时刻的叠加位移数据后,联合当前叠加位移时序数据以及未来时刻叠加位移时序数据计算两类特征值,此处增强型加窗波形特征函数比值计算使用的短时窗为 3 个采样点,长时窗为 20 个采样点,峰度值时窗为 30 个采样点。两类特征值时间序列如图 5 所示,预测数据特征值的趋势与原始数据特征值较接近,可以用于预警。



(a) STA/LTA 特征值　　(b) 峰度值

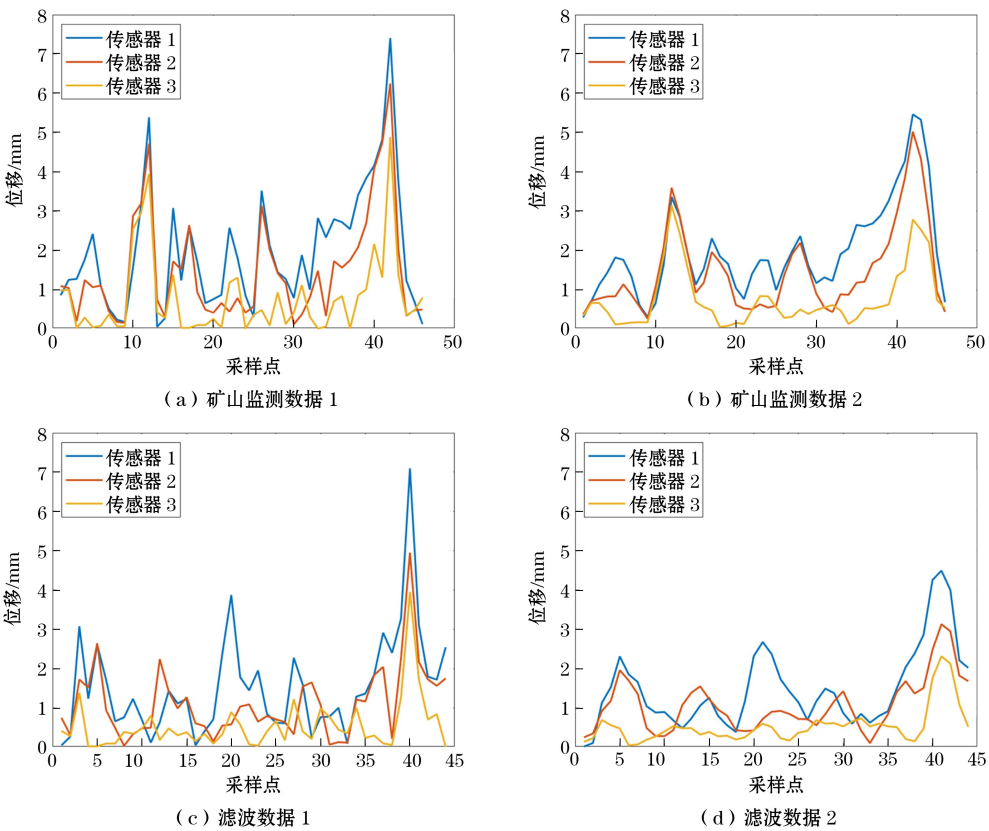
图 5　两类预警特征值的时间序列

Fig.5　Time series of two types of early warning feature values

联合当前数据以及预测数据计算出特征值之后,可基于此进行矿山顶板动力灾害分级预警。针对增强型加窗波形特征函数比值(STA/LTA)设置两个预警经验阈值 R_1(2.5)、R_2(3.5),针对峰度值设置两个预警阈值 Ku_1(6)和 Ku_2(10),基于两个特征值按照预警规则进行预警。在理论测试中成功为采样点 53,54,55,57,58,59 做出了准确的二级及以上警示,预警误报率为 13.3%,预警准确性较高。做出二级以上警示时的各特征值平均误差为 15.4%。

3　工程应用

以某矿山的两组多点位移监测数据为例,分别命名为数据 1、数据 2,具体如图 6 所示。图 6 中监测数据的波动较大,有明显的峰值,三个传感器的数据波动趋势相似。对监测数据进行叠加和移动平均滤波处理以降低位移数据的振荡,增强位移时序数据的信噪比,移动平均滤波窗口长度为 4 个采样点。从图 6 中可见滤波数据在信噪比上明显优于原始数据。



(a) 矿山监测数据 1　　(b) 矿山监测数据 2

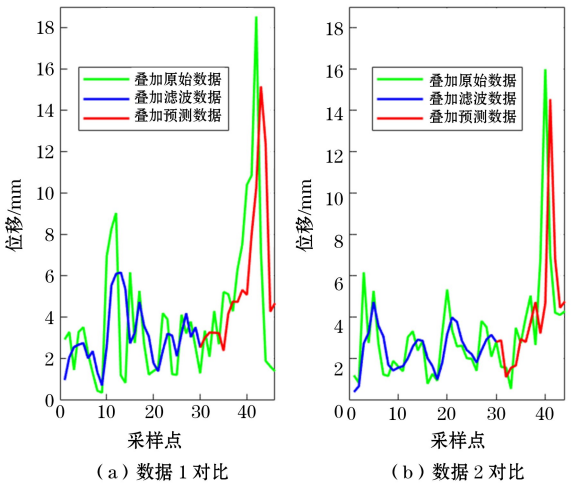
(c) 滤波数据 1　　(d) 滤波数据 2

图 6　矿山监测数据与滤波数据

Fig.6　Mine monitoring data and filtered data

对原始数据进行预处理之后,建立加权动态ARIMA模型对未来时刻的位移数据进行预测。使用本文提出的方法对数据1从第30个采样点开始往后预测到第46个采样点;对于数据2,从第30个采样点开始往后预测到第44个采样点。两组数据的原始叠加数据与预测叠加数据的对比见图7,由图7可知,预测数据与原始数据的各类特征趋势符合度较好,预测结果较为准确,可以为矿山顶板动力灾害超前预警提供数据基础。

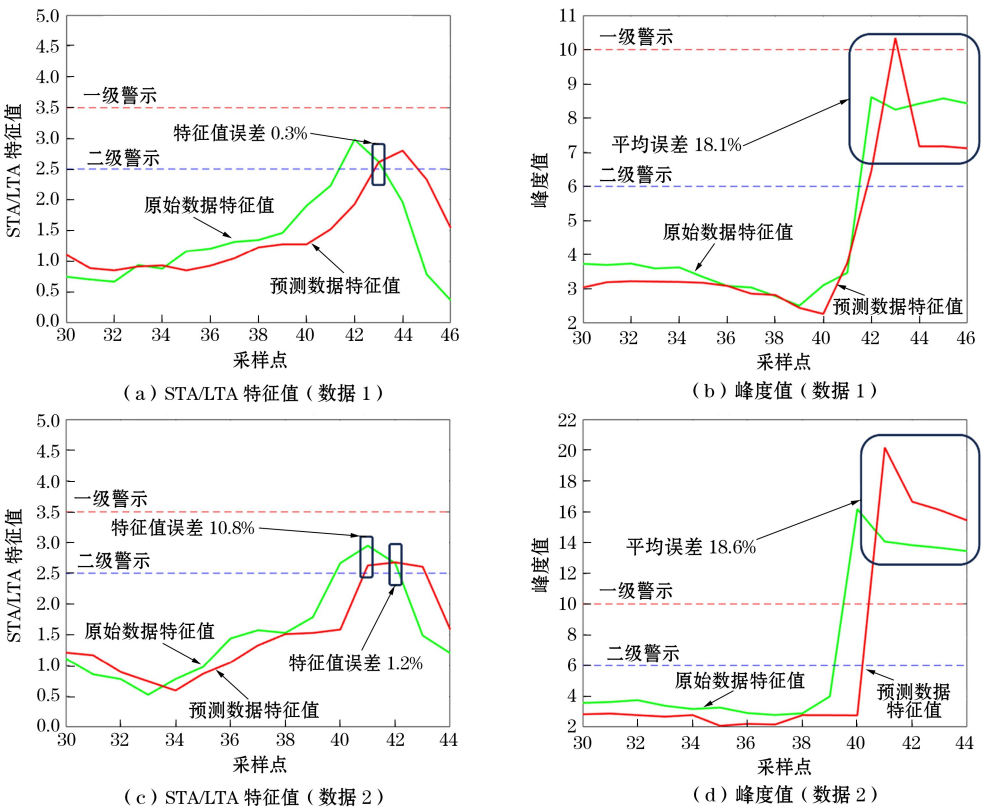
通过预测模型得到预测数据之后,计算增强型加窗波形特征函数比值和峰度值两类特征值,具体见图8。在进行矿山顶板动力灾害分级预警时,使用与理论测试中相同的预警阈值。



(a)数据1对比 (b)数据2对比

图7 原始数据与预测数据的对比

Fig.7 Comparison between original data and predicted data



(a)STA/LTA特征值(数据1) (b)峰度值(数据1)

(c)STA/LTA特征值(数据2) (d)峰度值(数据2)

图8 两类预警特征值的对比

Fig.8 Comparison between two types of early warning feature values

对于数据1,按照预警模型预警规则,根据监测数据应当对采样点42,43进行一级警示,对采样点44,45,46进行二级警示,其余为三级警示;而预测数据对采样点43,44进行了一级警示,对采样点42,45,46进行了二级警示,其余为三级警示,预测结果与实际应有结果较符合,预警准确性较高,预警误报率为11.8%,进行二级及以上预警时各特征值平均误差为15.1%。

对于数据2,按照预警模型预警规则,根据监测数据应当对采样点40,41,42,43,44进行一级警示,其余为三级警示;而预测数据对采样点41,42,43,44进行了一级警示,其余为三级警示,预警误报率为6.7%,进行二级及以上预警时各特征值平均误差为14.4%。

4 结论

本文提出了一种基于多点位移数据和动态加权 ARIMA 的矿山顶板动力灾害预警方法,并得出如下主要结论。

(1) 使用叠加技术增强了多点位移时序数据的信噪比,提出了联合增强型加窗波形特征函数比值和峰度值的分级预警方法,能更好地捕获数据的特征变化,改善了传统绝对阈值预警适应性不足的难题。

(2) 构建了基于动态加权参数的 ARIMA 模型以预测矿山顶板岩体位移数据,提高了 ARIMA 模型参数与当前工况的吻合度,联合监测数据与预测数据来实现矿山顶板动力灾害的预警。

(3) 使用本文预警方法对理论数据和工程数据进行了测试,并获得了较好的预警效果。理论测试中预警误报率为 13.3%,进行二级及以上预警时各特征值的平均误差为 15.4%;工程应用中,对于两组现场数据,预警误报率分别为 11.8%、6.7%,预警准确性较高,进行二级及以上预警时各特征值的平均误差分别为 15.1%、14.4%,预测结果与期望结果符合良好。

参考文献(References):

[1] 叶敏杰,李英明,黄晨瑞,等.基于 UDEC 的复合顶板端面冒顶影响因素研究[J].矿业研究与开发,2024,44(3):90-97.
YE Minjie, LI Yingming, HUANG Chenrui, et al. Research on the influencing factors of roof falling at the end face of composite roof based on UDEC[J]. Mining Research and Development,2024,44(3):90-97.

[2] 胡善志,廖文景,戴军,等.湖南省非煤矿山安全事故统计分析与预防措施[J].矿业研究与开发,2023,43(12):138-143.
HU Shanzhi, LIAO Wenjing, DAI Jun, et al. Statistical analysis and preventive measures of safety accidents in non-coal mines in Hunan province[J]. Mining Research and Development,2023,43(12):138-143.

[3] 鞠文君.锚杆支护巷道顶板离层机理与监测[J].煤炭学报,2000,25(增刊 1):58-61.
JU Wenjun. Monitoring technology for rock bolting engineering[J]. Journal of China Coal Society, 2000, 25(Suppl.1):58-61.

[4] 石雅倩,张达,冀虎,等.基于波形特征的矿山微震监测事件分类方法研究[J].有色金属(矿山部分),2024,76(4):67-73.
SHI Yaqian, ZHANG Da, JI Hu, et al. Study on classification method of mine microseismic monitoring events based on waveform features[J]. Nonferrous Metals (Mining Section),2024,76(4):67-73.

[5] 覃敏,刘畅.基于微震监测的地压灾害预警参数分析研究[J].矿冶工程,2022,42(1):35-40.
QIN Min, LIU Chang. Analysis of early warning parameters for ground pressure disaster based on microseismic monitoring[J].Mining and Metallurgical Engineering,2022,42(1):35-40.

[6] HEBBLEWHITE B K, LU T. Geomechanical behaviour of laminated,weak coal mine roof strata and the implications for a ground reinforcement strategy[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2004, 41(1):147-157.

[7] YASSIEN A, HEASLEY K, KHAIR A, et al. Analysis of failure modes for fully grouted resin bolts[M]. Littleton, CO: Society for Mining, Metallurgy and Exploration,2004:1009-1016.

[8] 陈应显,DAVRON Toirov,杨红霞.深部位移监测在贺斯格乌拉露天煤矿的应用[J].露天采矿技术,2022,37(3):44-47.
CHEN Yingxian, DAVRON Toirov, YANG Hongxia. Application of deep displacement monitoring in the Hesigewula open-pit coal mine[J]. Opencast Mining Technology,2022,37(3):44-47.

[9] 胡少华,曹思佳,袁友翠.尾矿坝位移分级预警阈值研究及规律分析[J].安全与环境学报,2024,24(2):511-516.
HU Shaohua, CAO Sijia, YUAN Youcui. Research on the warning threshold and law analysis of tailings dam displacement classification[J]. Journal of Safety and Environment,2024,24(2):511-516.

[10] MACCIOTTA Renato, HENDRY Michael, MARTIN C Derek. Developing an early warning system for a very slow landslide based on displacement monitoring[J]. Natural Hazards,2016,81(2):887-907.

[11] 张锁柱.基于多点位移监测数据融合的高陡岩质边坡失稳预警研究[J].矿产与地质,2023,37(6):1291-1295.
ZHANG Suozhu. Research on instability early warning of high steep rock slope based on multi point displacement monitoring data fusion[J]. Mineral Resources and Geology, 2023,37(6):1291-1295.

[12] 王东,曹兰柱,朴春德,等.基于假设检验原理的边坡临滑时刻的动态识别方法[J].岩石力学与工程学报,2012,31(3):577-585.
WANG Dong, CAO Lanzhu, PIAO Chunde, et al. Dynamic identification method of slope impending landslide moment based on hypothetic testing theory[J].Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2012,31(3):577-585.

[13] 王东,王艳婷,李广贺,等.基于表面及深部位移监测下的滑面辨识和滑坡预警方法:202211010677.4[P].2022-11-22.
WANG Dong, WANG Yanting, LI Guanghe, et al. Identification of slip surface and landslide early warning method based on surface and deep displacement monitoring: 202211010677.4[P].2022-11-22.

[14] 曹兰柱,王珍,王前领,等.加权马尔可夫链滑坡预警模型优化研究[J].安全与环境学报,2018,18(3):267-273.
CAO Lanzhu, WANG Zhen, WANG Qianling, et al. Approach to optimizing the early warning model via the weighted Markov[J]. Journal of Safety and Environment, 2018,18(3):267-273.

[15] 王东,杜涵,王前领.基于系统聚类-加权马尔科夫耦合模型滑坡预警方法研究与应用[J].煤炭学报,2020,45(5):1783-1794.
WANG Dong, DU Han, WANG Qianling. Research and application for early warning of landslides based on hierarchical clustering coupling weighting Markov Chain model[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(5): 1783-1794.

[16] 李小贝,戴兴国,王新民,等.基于CT-GRNN模型的采场顶板位移预测[J].矿冶工程,2015,35(6):30-34.
LI Xiaobei, DAI Xingguo, WANG Xinmin, et al. Prediction of stope roof displacement based on CT-GRNN[J]. Mining and Metallurgical Engineering,2015,35(6):30-34.

[17] 殷大发.初掘巷道围岩稳定监测系统研制及应用[J].煤矿开采,2013,18(5):66-68+55.
YIN Dafa. Surrounding rock stability monitoring system development and application of new roadway[J]. Coal Mining Technology,2013,18(5):66-68+55.

[18] 刘杰,刘志刚,刘明清,等.基于LabVIEW的煤矿巷道顶板监测系统设计[J].金属矿山,2014(4):134-138.
LIU Jie, LIU Zhigang, LIU Mingqing, et al. Design of monitoring system for roof separation of coal mine roadway based on LabVIEW[J]. Metal Mine,2014(4):134-138.

[19] 杜科科,李男男.巷道顶板围岩离层机理及失稳预警技术研究[J].煤炭技术,2014,33(10):136-138.
DU Keke, LI Nannan. Study on roof separation mechanism and instability warning technology for roadway roof[J]. Coal Technology,2014,33(10):136-138.

[20] 刘晓丹,潘国营.基于三种时间序列模型的矿井涌水量预测[J].矿业安全与环保,2022,49(2):91-95+101.
LIU Xiaodan, PAN Guoying. Prediction of mine water inflow based on three time series models[J]. Mine Safety and Environmental Protection,2022,49(2):91-95+101.