

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2024.02.025

基于 MD-PCA-BP 模型的露天矿山爆破 振动速度预测*

赵茉溪¹, 杨玉民¹, 周传波¹, 张升², 陈文忠², 杨茂森³, 张玉琦¹

(1. 中国地质大学(武汉)工程学院, 武汉 430070; 2. 内蒙古生力中伟爆破有限责任公司, 鄂尔多斯 010300;
3. 内蒙古自治区公安厅 治安总队, 呼和浩特 010051)

摘要: 为解决露天矿山爆破复杂场地地质条件的爆破振动预测问题, 提出了一种基于马氏距离判别(MD)和主成分分析(PCA)的改进BP神经网络预测模型, 即 MD-PCA-BP 模型。结合内蒙古长滩露天矿爆破振动监测数据, 利用马氏距离判别法剔除监测数据的离群值, 并采用主成分分析法对爆破振动影响因素进行降维处理得到3个主成分因子, 计算各主成分因子的得分, 最终通过BP神经网络构建爆破振动与主成分得分的非线性关系, 建立了基于 MD-PCA-BP 的爆破振动预测模型。结果表明: 基于 MD-PCA-BP 模型建立的爆破振动速度预测模型预测结果与实测值的拟合度达到 0.94, 预测模型具有较高的预测精度; 将预测结果与萨道夫斯基经验公式、2个改进的高程经验公式、MD-BP 模型、PCA-BP 模型以及 BP 模型进行比较, MD-PCA-BP 模型的预测误差大部分在 10% 以内, 相较于经验公式和未改进的 BP 预测模型具有更高的可靠度和准确度。基于 MD-PCA-BP 的爆破振动预测模型在复杂地形的爆破振动速度预测方面表现出了良好的预测效果, 对复杂地形的爆破振动预测具有一定的参考作用。

关键词: 露天矿山; 爆破振动; 马氏距离; 主成分分析; BP 神经网络模型

中图分类号: TD804 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-487X(2024)02-0203-09

Prediction of Blasting Vibration Velocity in Open-pit Mine based on MD-PCA-BP Model

ZHAO Mo-xi¹, YANG Yu-min¹, ZHOU Chuan-bo¹, ZHANG Sheng²,
CHEN Wen-zhong², YANG Mao-sen³, ZHANG Yu-qi¹

(1. College of Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China;
2. Inner Mongolia Shengli Zhongwei Blasting Co., Ltd., Ordos 010300, China;
3. Inner Mongolia Autonomous Region Public Security Department
Security Management Corps, Hohhot 010051, China)

Abstract: In order to address the problem of predicting blasting vibration in complex geological conditions at open-pit mines, an improved BP neural network prediction model based on Mahalanobis distance discrimination (MD) and principal component analysis (PCA), namely MD-PCA-BP model, is proposed. By combining the monito-

收稿日期 (Date of reception): 2023-11-06

网络首发日期 (Published online): 2024-01-04

作者简介: 赵茉溪 (1996-), 女, 贵州人, 博士研究生, 主要从事工程爆破与安全技术方面的研究, (E-mail) moxizhao@foxmail.com。

通讯作者: 周传波 (1963-), 男, 安徽人, 教授, 主要从事岩土工程和工程爆破方面的研究, (E-mail) cbzhou@cug.edu.cn。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (41972286)

About the author: ZHAO Mo-xi (1996-), female, Guizhou, Ph. D Student, mainly engaged in research on engineering blasting and safety technology, (E-mail) moxizhao@foxmail.com.

Corresponding author: ZHOU Chuan-bo (1963-), male, Anhui, professor, mainly engaged in research on geotechnical engineering and engineering blasting, (E-mail) cbzhou@cug.edu.cn.

Fund Programs: Project supported by National Natural Science Foundation of China (41972286)

ring data of blasting vibration at Changtan open-pit mine in Inner Mongolia, outliers in the monitoring data are eliminated using the Mahalanobis distance discrimination method. Then, the principal component analysis method is employed to reduce the dimensionality of factors affecting blasting vibration and obtain three principal component factors. The scores of each principal component factor are calculated, and finally a nonlinear relationship between blasting vibration and principal component scores is constructed through BP neural network to establish the prediction model based on MD-PCA-BP. The results show that the fitting degree between predicted values and measured values of blasting vibration velocity prediction model established based on MD-PCA-BP reaches 0.94, indicating high prediction accuracy of this model. When compared with Sadovsky empirical formula, two improved elevation empirical formulas, MD-BP model, PCA-BP model, and BP model, most of the prediction errors of MD-PCA-BP model are within 10%, demonstrating higher reliability and accuracy compared to empirical formulas and unimproved BP prediction models. The blast vibration prediction model based on MD-PCA-BP exhibits good predictive performance for blast vibration velocity in complex terrains.

Key words: open-pit mines; blasting vibration; Mahalanobis distance; principal component analysis; BP neural network model

钻爆法是目前采矿和基建工程中常用的岩石开挖技术,该技术在高效、便捷的同时也会对周边环境产生危害,其中爆破振动居于危害之首。爆破作业前对爆破振动进行准确预测,提出可靠的爆破优化技术和安全防护措施能够最大程度减少爆破振动带来的伤害,但由于受到场地条件、爆破参数等众多因素的影响,爆破振动大小及分布具有不确定性和随机性,导致难以准确预测。因此,爆破振动预测一直以来都是工程爆破中亟待解决的关键问题和难点问题。

在工程上最常用的爆破振动预测方法主要是通过回归分析得到爆破振动与药量和距离相关的经验公式,传统的预测公式包括萨道夫斯基公式、美国矿务局公式和印度标准局公式^[1]。其中在我国主要采用萨道夫斯基经验公式进行爆破振动预测,但是由于爆破场地的多变,其在预测具有高程的地形条件下的误差较大,很多学者引入高程对传统萨道夫斯基公式进行了修正,降低了具有高程影响下的爆破振动预测误差^[2-5]。尽管此类改进预测公式能够提升预测精度,但是由于爆破振动受多因素的综合作用,无法反映各因素与爆破振动间复杂的非线性关系,导致预测误差仍旧较大,同时对场地系数的依赖性较高,不具备普适性。为了使爆破振动预测更加准确,研究者们通过理论分析和数值模拟对爆破振动进行预测,对于爆破振动峰值和持续时间均有较好的预测效果^[6-12],但是因其理论性较强、建模技术专业等没有得到广泛应用。随着人工智能的发展,机器学习因其具有很强的非线性关系处理能力,被研究者们应用于爆破振动的预测中。目前国内外用于爆破振动预测的机器学习技术主要有支持向量机(SVM)、极限学习机(ELM)、BP神经网络、遗传

算法(GA)等,并将机器算法技术与其他统计分析技术进行耦合运用,以达到更好的预测精度^[13-21]。

上述的智能预测模型主要针对于算法的过拟合优化,对源数据未进行相应处理。本文采用马氏距离判别法(MD)和主成分分析技术(PCA)对源数据进行优化处理改进BP模型算法,提出了MD-PCA-BP预测模型对爆破振动峰值进行预测。该模型首先利用MD方法剔除随机因素带来的数据错误,其次采用PCA技术对各种爆破振动影响因素实现降维处理并获得主成分因子,最终使BP模型得到优化,提高模型的收敛度和准确度。以内蒙古长滩露天煤矿的监测数据为例,对模型进行训练和检验,并与经验公式和未改进的BP预测模型进行对比,验证了MD-PCA-BP预测模型的优越性,为爆破振动控制和预测提供了一定的参考作用。

1 MD-PCA-BP 预测模型的建立

1.1 马氏距离判别法(MD)

马氏距离是一种计算多维空间距离的方法,不受指标量纲的影响,不受指标间的相关性影响,在检测离群值方面具有明显优势,其在数据聚类、多元统计分析等领域具有广泛的应用^[22]。马氏距离判别法的实质是通过已掌握的数据信息,考虑数据间的相关性,计算样本之间的距离,再由 P 值检验判定 $P < 0.001$ 的样本值为离群值^[23]。

1.2 主成分分析方法(PCA)

爆破振动的产生受众多复杂因素的影响程度不同,现场收集到的数据集庞大分析困难,而主成分分析是一种通过正交变换降低数据维数的方法,低维空间的数据降低了分析的复杂程度,使研究问题得到简化^[24]。它的原理是针对实际问题中的众多指

标因素,通过坐标系的变换,转换成几个相互独立的主成分,达到降维的目的,提高数据处理的速度。该方法的主要步骤为^[25]:

(1)对原始数据进行标准化处理,消除量纲和数量级的影响。假设原始数据为 n 个样本和 p 个指标的矩阵 x ,经处理后得到标准化矩阵 X 。

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1m} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

(2)计算标准化矩阵的相关系数矩阵 R 并求解其特征值 λ_k 和其特征向量 u_k ,且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_m \geq 0, u_k = [u_{1k} u_{2k} \cdots u_{mk}]^T (k=1, 2, \cdots, m)$ 。

(3)确定主成分的数量并得到主成分表达式。根据公式(2)和公式(3)分别求出各成分的贡献率 α_i 和累积贡献率 T_i ,根据特征值和累积贡献率筛选出主成分,一般以累积贡献率大于 85% 或者特征值大于 1 作为筛选条件,从而得到主成分 F_p 的表达式 4。

$$\alpha_i = \lambda_i / \sum_{k=1}^m \lambda_k, i = 1, 2, \cdots, m \quad (2)$$

$$T_i = \sum_{k=1}^i \lambda_k / \sum_{k=1}^m \lambda_k, i = 1, 2, \cdots, m \quad (3)$$

$$\begin{cases} F_1 = u_{11}X_{11} + u_{21}X_{12} + \cdots + u_{m1}X_{pm} \\ F_2 = u_{12}X_{21} + u_{22}X_{22} + \cdots + u_{m2}X_{pm} \\ \vdots \\ F_p = u_{1p}X_{p1} + u_{2p}X_{p2} + \cdots + u_{mp}X_{pm} \end{cases} \quad (4)$$

1.3 BP 神经网络原理

BP 模型是人工神经网络(ANN)运用最为广泛且最有代表意义的模型,其理论体系、算法流程和数据识别模拟等均较为完善,在解决非线性问题时具有突出优势。BP 模型是一种静态前馈神经网络,实质是基于误差逆向传播算法对数据进行训练,由输入层、隐含层和输出层组成,传播过程主要分为正向传播过程和反向传播过程,正向传播过程是将数据输入神经网络,经隐含层处理,得到输出结果。反向传播过程是在正向传播过程没有得到期望的输出结果时,将输出结果与期望结果的误差进行反向传递,调整权重和偏置减小总体误差。经过反复训练迭代,使得总体误差最小并得到相应的各神经元的权重和偏置,得到输出与输入之间的定量表达关系,完成系统预测^[26]。

1.4 MD-PCA-BP 模型预测流程

露天矿山爆破开采过程受到众多因素的影响,采集到的爆破振动速度的数据集指标多数量庞大,且实际中采集到的指标不是完全独立的,隐含信息

复杂,同时由于受到人为因素、环境因素等不确定性和随机性的影响,采集到的数据可能出现错误值,导致 BP 模型计算耗时、过度拟合、准确度降低等问题,MD-PCA-BP 耦合模型能够剔除离群值,在保留数据特征的同时实现数据降维,简化 BP 计算模型确保模型预测的收敛和高效。

MD-PCA-BP 模型预测的一般流程为:通过 MD 判别离群值并将其剔除,采用 PCA 对保留的数据进行降维处理,计算 PCA 处理得到的主成分的得分,将得分矩阵作为 BP 模型的输入数据进行爆破振动速度的预测。MD-PCA-BP 模型预测的具体流程见图 1。

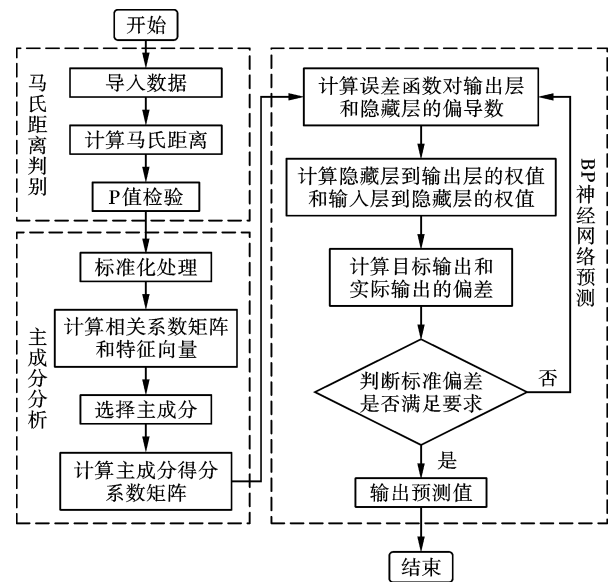


图 1 MD-PCA-BP 模型预测流程

Fig. 1 MD-PCA-BP model prediction process

2 工程实例分析

2.1 工程概况

长滩露天煤矿位于鄂尔多斯黄土高原东部,属典型的黄土高原地貌,黄土覆盖广厚,固结性差,垂直节理发育,地形总趋势为东高西低。经过多次地壳运动和海水侵退,以及风化、侵蚀等外力作用的影响,沟谷十分发育,形成凹凸不平的地貌,矿区的概况如图 2 所示。一方面在采矿区的周边存在高层楼房、大烟囱和电塔等建构物,另一方面随着露天矿向下开采,阶梯状地貌愈加凸显,边坡稳定性问题愈加突出,加上地质条件复杂,对于爆破振动的控制要求也更加严格。

为了开展爆破振动预测研究,采用 TC-4850 爆破振动测试仪对矿区不同工作平盘上的生产爆破进

行了监测。生产爆破主要采用开槽爆破和台阶爆破的方式,具体的爆破参数如表 1 所示。根据场地地形貌和设备条件,在矿区边帮布置了 4 个测点,如图 3 所示为第十七次爆破的监测点布置示意图,记录了 23 次生产爆破的数据,表 2 为监测到的 59 组爆破振动数据。见图 3。

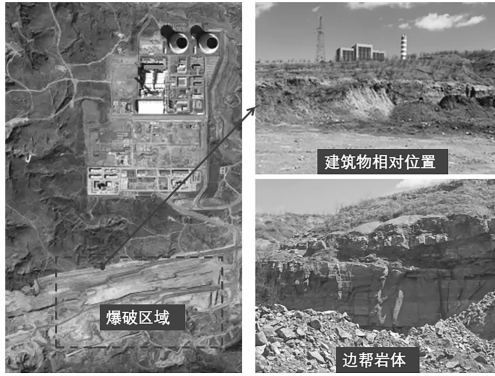


图 2 矿区概貌
Fig. 2 Overview of mining areas

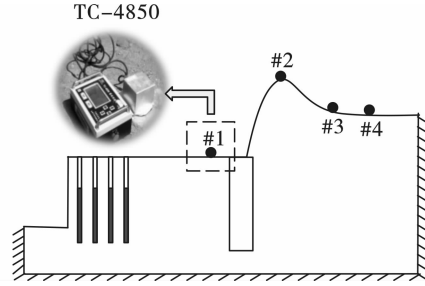


图 3 监测点布置示例(第 17 次爆破)
Fig. 3 Example of monitoring point layout (the 17th Blasting)

表 1 爆破参数
Table 1 Blasting parameters

爆破参数	参数值	爆破参数	参数值
孔径	100 mm	孔数	93 ~ 277
孔距	6 m	排距	4 m
孔深	2 ~ 16.5 m	最大单响	4 ~ 112 kg
总药量	4000 ~ 17200 kg	延时	孔间 30 ms/ 排间 100 ms

表 2 爆破振动速度监测结果

Table 2 Blasting vibration velocity monitoring results

组次	水平距离/m	高程距离/m	爆心距/m	孔深/m	孔数/m	最大单孔装药量/kg	总装药量/kg	爆破振动速度/ ($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)
1	1629.80	65	1631.10	17.5	115	133	15 032	0.11
2	1038.10	-10	1038.15	9.5	137	71	8816	0.06
3	478.87	25	479.52	4.0	78	21	1768	0.06
4	285.00	-85	297.41	16.5	80	125	10 168	1.23
5	439.11	10	439.22	16.5	80	125	10 168	0.86
...
55	651.51	5	651.53	16.5	80	125	10 168	0.21
56	557.63	-70	562.01	16.5	257	116	13 936	0.48
57	599.82	25	600.34	16.5	257	116	13 936	0.29
58	722.73	20	723.01	16.5	257	116	13 936	0.23
59	731.66	20	731.93	16.5	257	116	13 936	0.12

2.2 基于经验公式的爆破振动速度预测

经过长期的爆破振动研究,针对爆破振动速度峰值的预测已经提出了不同的经验预测方程。经验预测方程主要考虑装药量、爆心距和场地条件对爆破振动的影响,其中最常用的是萨道夫斯基提出的萨道夫斯基回归预测方程,该预测方程给出了爆破振动速度峰值与立方根比例距离的关系,但是忽略了高程引起的放大效应。长江科学院以及其他学者提出的考虑高程影响的改进萨道夫斯基公式也在复杂地形条件下得到了应用。

将收集到的爆破振动数据与爆破设计参数一起分组,对不同经验模型下的常数进行了统计分析。建立萨道夫斯基回归预测和改进的回归预测的回归

图如图 4 所示。采用多元统计分析方法对预测公式的系数进行了计算并得到了相应的回归系数,所得经验公式如表 3 所示。三个经验模型的拟合度分别为 0.582、0.592 和 0.592,均较低,用于预测爆破振动速度的可靠性较低,现有经验模型不适用于预测地形起伏较大的爆破振动速度。

3 基于 MD-PCA-BP 模型的爆破振动速度预测

3.1 马氏距离判别

对爆破振动速度的影响指标众多,综合分析所采集的数据,选取孔深、孔数、最大单响药量、总装药量、水平距离、高程差这 6 个因素作为分析因素。根

据马氏距离判别原理,得到如图 5 和图 6 所示的马氏距离图,图 5 为原始数据的马氏距离结果,图 6 为

根据判别指标剔除后的马氏距离结果,剔除后的马氏距离结果更加集中。

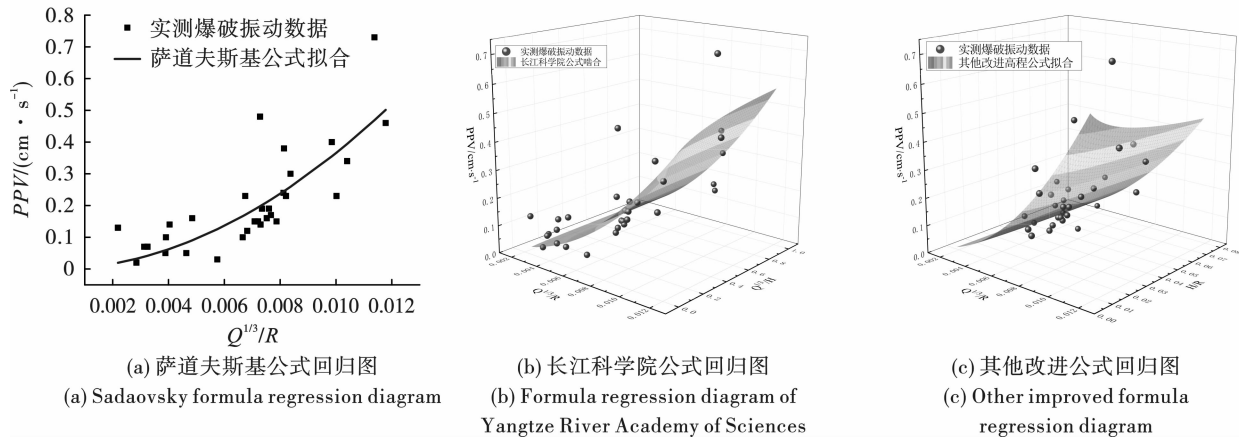


图 4 经验模型回归图

Fig. 4 Empirical model regression diagram

表 3 经验公式拟合结果

Table 3 Empirical formula regression analysis results

序号	经验公式名称	经验公式模型	拟合度
1	萨道夫斯基公式	$V = 2669.21 (Q^{1/3}/R)^{1.93}$	0.582
2	长江科学院改进公式	$V = 2697.37 (Q^{1/3}/R)^{1.91} (Q^{1/3}/H)^{0.11}$	0.592
3	其他高程改进公式	$V = 2699.22 (Q^{1/3}/R)^{2.01} (H/R)^{-0.11}$	0.592

注: V 表示爆破振动质点峰值速度, cm/s ; Q 表示最大单孔装药量, kg ; R 表示爆心距, m ; H 表示高差, m 。

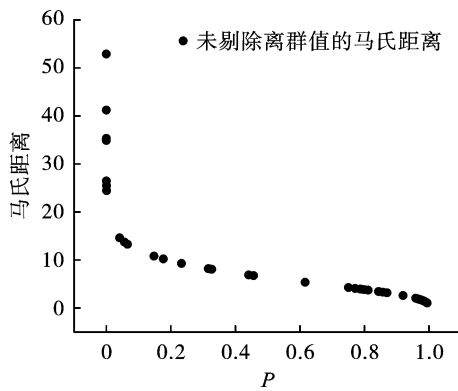


图 5 未剔除离群值的马氏距离

Fig. 5 Mahalanobis distance without eliminating outliers

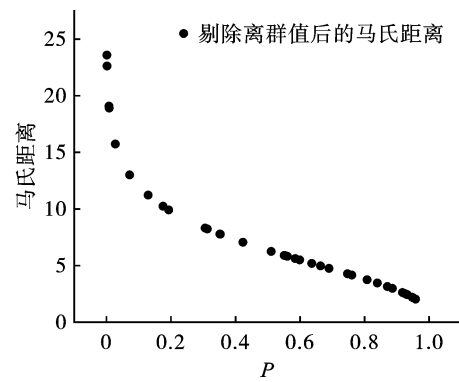


图 6 剔除离群值后的马氏距离

Fig. 6 Mahalanobis distance after eliminating outliers

3.2 爆破振动影响因素主成分分析

根据马氏距离剔除离群值后的数据进行标准化

处理,对标准化处理后的结果做主成分分析,得到影响因素间的相关系数矩阵,如表 4 所示。

表 4 相关性矩阵

Table 4 Correlation matrix

变量	水平距离 X_1	高程距离 X_2	孔深 X_3	孔数 X_4	最大单响 X_5	总装药量 X_6
水平距离 X_1	1.000	0.705	-0.347	0.202	-0.356	0.114
高程距离 X_2	0.705	1.000	-0.254	-0.045	-0.270	-0.163
孔深 X_3	-0.347	-0.254	1.000	-0.110	0.985	0.668
孔数 X_4	0.202	-0.045	-0.110	1.000	-0.209	0.528
最大单响 X_5	-0.356	-0.270	0.985	-0.209	1.000	0.616
总装药量 X_6	0.114	-0.163	0.668	0.528	0.616	1.000

由表4可知,水平距离与高程距离、孔深与最大单响、孔深与总装药量、孔数与总装药量的相关系数绝对值均大于0.5,因素间具有较强的相关性。为进一步进行探究影响因素对原始数据的表征程度,求解相关系数矩阵的特征值,得到如图7所示的碎石图,并计算各因素的贡献率和累积贡献率,如图8所示。

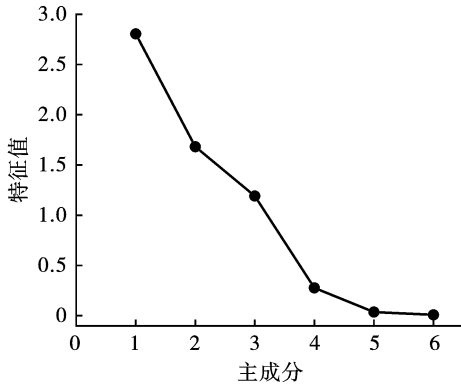


图7 碎石图
Fig. 7 Stone map

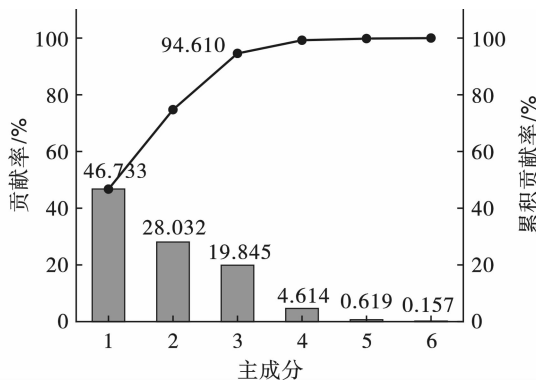


图8 各成分贡献率及累积贡献率
Fig. 8 Contribution rate and cumulative contribution rate of each component

由图7可知,前三个成分的特征值均大于1且衰减趋势比较陡,后3个主成分特征值较小且衰减趋势平缓,并且图8所示前三个因子的累计贡献率达到了94.610%,表明这3个主成分包含着原始数据的大部分信息,可作为主成分抽取,模型的特征数由原来的6维降为3维,这将利于模型计算速度的提升和收敛,根据累积贡献率和特征值结果最终提取前三个主成分进行分析。

对模型进行旋转变换,得到旋转后的空间因子图9,并得到表5旋转后的载荷系数值。图9显示了影响爆破振动速度的参数之间的区别,从图9中可以看出,爆破设计参数之间存在的相互关系,反映了影响爆破振动速度的大小的关联性,这种相互依

赖关系的分类是准确预测爆破振动速度的必要条件。如表6所示,主成分1受孔深和最大单响药量的影响,即主药量因子;主成分2主要受水平距离和高程距离的影响,即距离因子;主成分3主要受孔数和总药量的影响,即次药量因子。根据特征值和方差贡献率计算各主成分的综合得分,如表6所示。

表5 旋转后的成分矩阵

Table 5 Rotated component matrix

变量	成分		
	1	2	3
孔深	0.975	-0.182	-0.021
最大单响	0.972	-0.192	-0.108
总药量	0.728	0.058	0.660
水平距离	-0.116	0.922	-0.151
高程距离	-0.161	0.901	0.232
孔数	-0.110	0.024	0.969

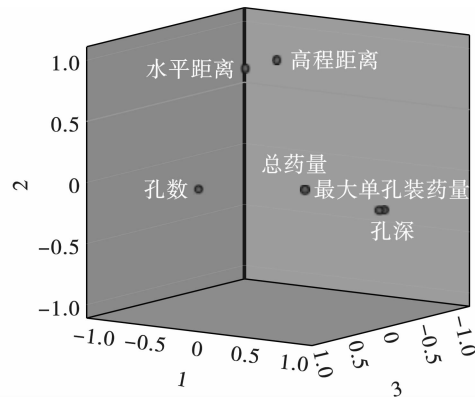


图9 旋转后空间组件图
Fig. 9 Rotated space component diagram

表6 各主成分的得分

Table 6 The score of each principal component

序号	主成分得分		
	主成分1	主成分2	主成分3
1	1.49089	2.22448	0.17548
2	-1.26427	-0.27869	0.32211
3	-3.14688	-0.85039	-1.10849
4	0.26243	-2.37880	-0.36051
5	0.55919	-0.62477	-0.78958
...
50	0.39053	-0.19327	-0.66365
51	0.39449	-0.15030	-0.65591
52	0.79371	2.14927	0.63913
53	0.80940	2.39652	0.72292
54	-2.95995	1.18899	0.01394

3.3 MD-PCA-BP 模型预测结果

将PCA所确定的3个主成分的得分矩阵作为BP神经网络的输入层,振动速度峰值作为输出层,

构建三层 BP 神经网络预测模型,将表 6 中的数据分为 2 部分,其中前 39 组为训练样本,后 15 组为测试样本。本次模型训练的输入层、隐含层和输出层的节点个数分别设置为 3 个、8 个、1 个。得到网络输出与实际输出对比如图 10 所示。预测值与实测值较为接近,残差较小,并将爆破振动速度预测结果与实测值的关系拟合成线性函数如图 11 所示,计算得到二者的相关系数达到 0.94,说明预测结果的可信度和精度均较高。

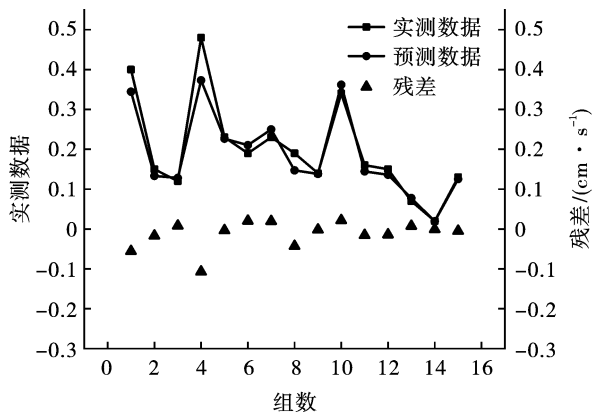


图 10 MD-PCA-BP 预测与实测数据对比

Fig. 10 MD-PCA-BP prediction is compared with the measured data

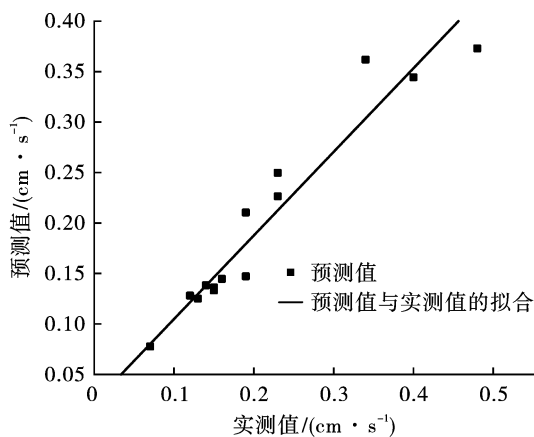


图 11 预测值与实测值的关系

Fig. 11 The relationship between predicted value and measured value

4 不同方法预测效果对比

分别将 MD-PCA-BP 模型、其他 BP 模型以及 3 个经验公式的预测结果与实测数据进行对比,对比曲线如图 12 所示。经验公式和未经 MD-PCA 改进的 BP 模型的预测值与实测值的偏离普遍较大,且 BP 模型的偏离最大,而 MD-PCA-BP 模型的预测值与实测值的趋势基本一致,数值更接近。

不同预测方法的误差对比如图 13 所示,3 个经验公式的预测结果的平均相对误差均较大,预测精度较低;而未经优化的 BP 模型出现了误差远远高于其他预测方法的现象,最大误差高达 3000%,预测结果出现明显错误,经过改进的 MD-BP 神经网络模型和 PCA-BP 神经网络模型的误差均大大减小,预测能力优于未经优化的 BP 神经网络模型,MD-PCA-BP 模型的平均误差数值较小,在直线 $y=0$ 附近小幅度波动,由此可知 MD-PCA-BP 神经网络模型的预测结果更准确,与实测值的拟合度更好。

对比结果说明,当用经验模型进行预测时,由于涉及影响因素较少,在复杂地形的预测精度较低。而当爆破振动数据中存在离群数据时,运用 BP 神经网络模型会导致预测结果出现错误,MD-PCA-BP 神经网络拥有较好的学习和映射能力,并且利用马氏距离判别法剔除了离群值,同时利用主成分分析法去除参数间的相关性,提高了模型的预测精度,使得 MD-PCA-BP 神经网络预测结果更准确,MD-PCA-BP 神经网络模型的预测所得到的预测结果具有更理想的水平。

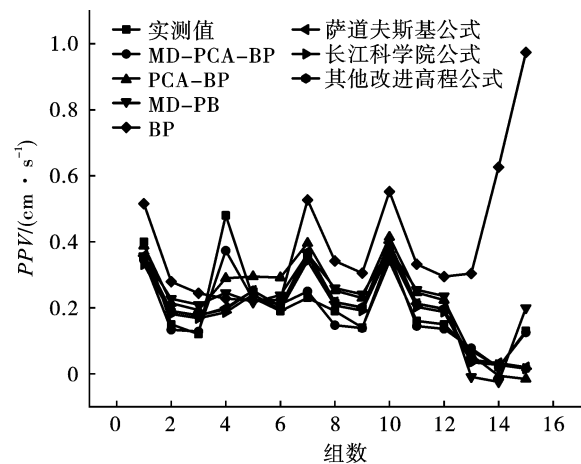


图 12 不同方法预测值与实测值对比

Fig. 12 Comparison of predicted values and measured values by different methods

5 结论

由于露天矿形貌复杂、地形起伏大,导致经验公式预测的爆破振动速度误差大,本文将马氏距离判别法(MD)、主成分分析法(PCA)和 BP 模型结合,构建了 MD-PCA-BP 预测模型进行爆破振动速度峰值预测,并将其与经验公式和其他 BP 预测模型进行了对比,得到以下结论:

(1) 通过马氏距离剔除离群值,并采用主成分分析法对爆破振动影响因素实现降维处理,不仅去

除了随机性和不确定性带来的错误值,还保留了原始数据信息的主要特征,使得BP模型的计算得到简化,增加了预测准确度。

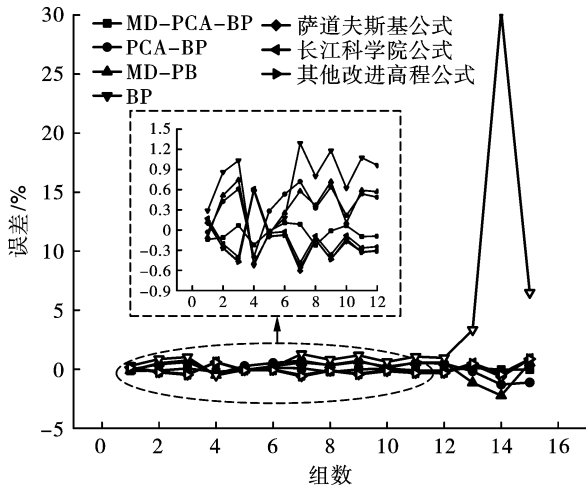


图 13 不同方法预测结果相对误差对比
Fig. 13 Comparison of relative error of prediction results of different methods

(2) 基于露天矿台阶爆破工程开展爆破振动监测,结合爆破振动现场实测数据,采用 MD-PCA-BP 神经网络预测模型进行爆破振动预测,预测值与实测值的拟合度达到 0.94,表明该模型具有一定的可靠性和较高的准确度。

(3) 将 MD-PCA-BP 预测模型与经验公式和其他 BP 预测模型的爆破振动速度预测结果进行对比,BP 预测模型最大误差高达 3000%,预测结果明显错误。经过 MD-BP 预测模型和 PCA-BP 预测模型与经验公式的预测误差相当,最大误差超过 50%,预测结果可靠性和精确度都较低,而 MD-PCA-BP 预测模型的误差基本在 10% 以内,在预测爆破振动速度方面表现出了更好的预测能力,将其用于研究爆破振动速度的预测和控制是比较科学和可行的。

参考文献 (References)

[1] 易长平,冯林,王刚,等. 爆破振动预测研究综述[J]. 现代矿业,2011(5):1-5.
[1] YI Chang-ping, FENG Lin, WANG Gang, et al. A review of research on blasting vibration prediction[J]. Modern Mining, 2011(5):1-5. (in Chinese)
[2] 朱传统,刘宏根,梅锦焜. 地震波参数沿边坡坡面传播规律公式的选择[J]. 爆破,1988(2):30-31.
[2] ZHU Chuan-tong, LIU Hong-gen, MEI Jin-yu. Selection of formula for propagation law of seismic wave parameters along slope surface[J]. Blasting, 1988(2):30-31. (in

Chinese)

[3] 周同岭,杨秀甫. 爆破地震高程效应的实验研究[J]. 建井技术,1997(S1):32-36.
[3] ZHOU Tong-ling, YANG Xiu-fu. Experimental study on elevation effect of blasting earthquake[J]. Mine Construction Technology, 1997(S1):32-36. (in Chinese)
[4] 唐海,李海波. 反映高程放大效应的爆破振动公式研究[J]. 岩土力学,2011,32(3):820-824.
[4] TANG Hai, LI Hai-bo. Study of blasting vibration formula of reflecting amplification effect on elevation[J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(3):820-824. (in Chinese)
[5] 李鹏,卢文波,乔新明,等. 岩石高边坡开挖爆破振动信号处理与振动响应分析[J]. 煤炭学报,2011,36(S2):401-405.
[5] LI Peng, LU Wen-bo, QIAO Xin-ming, et al. Signal processing and response analysis of blasting vibration induced by high rock slope excavation[J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(S2):401-405. (in Chinese)
[6] SAMBUELLI L. Theoretical derivation of a peak particle velocity - distance law for the prediction of vibrations from blasting[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2009, 42:547-556.
[7] 杨年华. 基于经验格林函数方法的爆破振动预测[J]. 工程爆破,2016,22(5):32-36.
[7] YANG Nian-hua. Prediction of blasting vibration based on empirical Greens function method[J]. Engineering Blasting, 2016, 22(5):32-36. (in Chinese)
[8] 杨汉宏,周永利,李胜林. 爆破地震条件下露天煤矿防洪坝动力响应分析[J]. 煤炭科学技术,2017,45(12):30-35.
[8] YANG Han-hong, ZHOU Yong-li, LI Sheng-lin. Analysis on dynamic responses of flood control dam for surface mine under blasting earthquake[J]. Coal Science and Technology, 2017, 45(12):30-35. (in Chinese)
[9] JIANG N, ZHOU C, LU S, et al. Propagation and prediction of blasting vibration on slope in an open pit during underground mining[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2017, 70:409-421.
[10] 何理,杨仁树,钟冬望,等. 非电起爆网路修正单响药量计算及 PPV 预测应用实例[J]. 振动与冲击, 2022, 41(15):54-62.
[10] HE Li, YANG Ren-shu, ZHONG Dong-wang, et al. Calculation of modified charge amount per delay in non-electric initiation network and its application in onsite PPV prediction[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(15):54-62. (in Chinese)
[11] 李胜林,刘志远,张会歌,等. 基于 FLAC~(3D)对爆破振动下某土坝的安全振速预测[J]. 北京理工大学学报,2018,38(10):1006-1011.

- [11] LI Sheng-lin, LIU Zhi-yuan, ZHANG Hui-ge, et al. Prediction of safe blasting vibration velocity of an earth dam based on FLAC^{3D} [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2018, 38(10): 1006-1011. (in Chinese)
- [12] 雷 振,高正华,左宇军,等. 台阶爆破振动传播规律及动力响应特征研究[J]. 爆破, 2019, 36(4): 137-145.
- [12] LEI Zhen, GAO Zheng-hua, ZUO Yu-jun, et al. Research on vibration propagation law and dynamic response characteristics of bench blasting [J]. Blasting, 2019, 36(4): 137-145. (in Chinese)
- [13] KHANDELWAL M, LALIT Kumar D, YELLISHETTY M. Application of soft computing to predict blast-induced ground vibration [J]. Engineering with Computers, 2011, 27: 117-125.
- [14] ALVAREZ-VIGIL A E, GONZÁLEZ-NICIEZA C, GAY-ARRE F L, et al. Predicting blasting propagation velocity and vibration frequency using artificial neural networks [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2012, 55: 108-116.
- [15] 邵良杉,白 媛,邱云飞,等. 露天采矿爆破振动对民房破坏的 LS-SVM 预测模型 [J]. 煤炭学报, 2012, 37(10): 1637-1642.
- [15] SHAO Liang-shan, BAI Yuan, QIU Yun-fei, et al. LS-SVM analysis model and its application for prediction residential house's damage against blasting vibration from open pit mining [J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(10): 1637-1642. (in Chinese)
- [16] 温廷新,朱成伟,孔祥博. 基于 PCA-ELM 模型的露采爆破振动对民房破坏的预测分析 [J]. 中国安全生产科学技术, 2015(8): 119-125.
- [16] WEN Ting-xin, ZHU Cheng-wei, KONG Xiang-bo, et al. Predicting analysis on damage to residential house by blasting vibration in open pit mining based on PCA-ELM model [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2015(8): 119-125. (in Chinese)
- [17] 张士科,方宏远,耿勇强. 基于遗传 BP 神经网络的煤矿爆破振动特征参量预测 [J]. 煤炭科学技术, 2018, 46(9): 133-139.
- [17] ZHANG Shi-ke, FANG Hong-yuan, GENG Yong-qiang, et al. Prediction on characteristic parameters of blasting vibration based genetic BP neural network in coal mine [J]. Coal Science and Technology, 2018, 46(9): 133-139. (in Chinese)
- [18] LAWAL A I, IDRIS M A. An artificial neural network-based mathematical model for the prediction of blast-induced ground vibrations [J]. International Journal of Environmental Studies, 2020, 77(2): 318-334.
- [19] FAN Y, PEI Y, YANG G Dg, et al. Prediction of blasting vibration velocity peak based on an improved PSO-BP neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(16): 194-203.
- [20] 张 研,王鹏鹏. 基于 RVM 的爆破振动速度预测模型 [J]. 爆破, 2022, 39(1): 168-174.
- [20] ZHANG Yan, WANG Peng-peng. Blasting vibration velocity prediction model based on RVM [J]. Blasting, 2022, 39(1): 168-174. (in Chinese)
- [21] 范 勇,胡名东,杨广栋,等. PCA-GWO-SVR 机器学习用于边坡爆破振动速度峰值预测研究 [J/OL]. 振动工程学报: 1-12. [2023-10-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1349.TB.20230601.2134.002.html>.
- [21] FAN Yong, HU Ming-dong, YANG Guang-dong, et al. The application of PCA-GWO-SVR machine learning in the prediction of peak velocity of slope blasting vibration [J/OL]. Journal of Vibration Engineering: 1-12. [2023-10-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1349.TB.20230601.2134.002.html>. (in Chinese)
- [22] GHORBANI H. Mahalanobis distance and its application for detecting multivariate outliers [J]. Facta Universitatis, Series: Mathematics and Informatics, 2019, 34(3): 583-595.
- [23] DASHDONDOV K, KIM M H. Mahalanobis distance based multivariate outlier detection to improve performance of hypertension prediction [J]. Neural Processing Letters, 2023, 55: 265-277.
- [24] 刘永才. 统计分析中主成分分析法与应用 [J]. 电大理工, 2005(1): 5-6.
- [24] LIU Yong-cai. Principal component analysis and its application in statistical analysis [J]. Study of Science and Engineering at RTVU, 2005(1): 5-6. (in Chinese)
- [25] 林海明,张文霖. 主成分分析与因子分析的异同和 SPSS 软件——兼与刘玉玫、卢纹岱等同志商榷 [J]. 统计研究, 2005(3): 65-69.
- [25] LIN Hai-ming, ZHANG Wen-lin. The similarities and differences between principal component analysis and factor analysis and SPSS software——with Liu Yumei, Lu Wendai and other comrades to discuss [J]. Statistical Research, 2005(3): 65-69. (in Chinese)
- [26] 王 毅. 基于神经网络和随机森林算法的爆破振动预测研究 [D]. 南宁: 广西大学, 2020.
- [26] WANG Yi. Prediction of blasting vibration based on artificial neural network and random forest [D]. Nanning: Guangxi University, 2020. (in Chinese)