

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2021.03.023

前白枣山铁矿地面爆破振动预测*

黄玉华¹,张海军¹,徐国权²

(1. 青龙满族自治县发达矿业有限责任公司,秦皇岛 066000;

2. 东华理工大学地球科学学院,南昌 330000)

摘要: 地面振动是爆破作业过程中最严重、最复杂的环境问题之一。爆破振动会对预留的边坡和构筑物产生不利影响,从而影响建筑物结构的完整性。因此,在爆破过程中准确预测地面振动具有重要意义。研究的主要目的是对矿山爆破引起的地面振动进行高精度预测,以减少地面振动对周围环境的影响。为此,提出神经网络(ANN)模型用于前白枣山铁矿爆破振动预测。研究中收集了前白枣山铁矿29次生产爆破振动数据,并建立了8个ANN模型用于PPV预测。为了评价所建立的网络,选择决定系数(R^2)、Root Mean Squared Error(RMSE)和 Mean Square Error(MSE)作为网络性能评价指标。比较发现结构为2-6-1的网络性能最佳, R^2 为0.92、RMSE为0.4、MSE为0.23。为了证明ANN预测方法的优越性,使用4种常用的经验模型和多元线性回归(MLR)模型预测PPV。结果表明:与经验模型和MLR模型相比,ANN模型具有更好的预测性能。

关键词: 爆破作业;地面振动;峰值振动速度;神经网络

中图分类号: O383.2 文献标识码: A 文章编号: 1001-487X(2021)03-0152-07

Prediction of Ground Blasting Vibration in Qianbaizaoshan Iron Mine

HUANG Yu-hua¹, ZHANG Hai-jun¹, XU Guo-quan²

(1. Qinglong Manzu Autonomous County Fa Da mining Co., LTD., Qinhuangdao 066000, China;

2. School of Earth Sciences, East China University of Technology, Nanchang 330000, China)

Abstract: Ground vibration is one of the most severe and complex environmental problems in blasting operations. Blasting vibration can have adverse effects on reserved slopes and structures, which would consequently affect the integrity of the building structures. Hence, an accurate prediction of ground vibrations during blasting process is of great significance. The main purpose of the research is to make highly precise predictions of the ground vibrations caused by mine blasting, and to reduce the impact of ground vibrations on the surrounding environment. In this study, an artificial neural network(ANN) model was put forward to predict blasting vibrations of Qianbaizaoshan Iron Mine. Besides, vibration data from 29 blasts were collected, and 8 ANN models were established for PPV prediction. In order to evaluate the established network, the coefficient of determination(R^2), Root Mean Squared Error(RMSE) and Mean Square Error(MSE) were chosen as the network performance evaluation indexes. It is found that the 2-6-1 network has the best performance when R^2 is 0.92, RMSE is 0.4 and MSE is 0.23. In order to prove the superiority of ANN forecasting method, four empirical models and multiple linear regression(MLR) models were used to predict PPV. The results show that the ANN model has better prediction performance than the empirical and MLR model.

Key words: blasting operation; ground vibration; peak particle velocity; artificial neural network

岩石开挖是采矿、隧道和土建工程中最为重要的工作环节之一。在上述工程当中,爆破是最为经济有效的岩石破碎手段,并得到了广泛的应用^[1]。特别是在采矿工程领域,爆破对后续铲装、运输、破碎等环节的成本有着直接的影响。然而,在爆破破岩过程中,炸药爆炸所释放出的能量只有一小部分(20%~30%)被用于破碎和移动岩石,其余能量不可避免的会以地面振动、飞石、空气冲击波、噪声、粉尘和有毒有害气体等形式对周围环境造成不利影响^[2]。在这些不利影响中,地面振动无疑是人们最为关注的,大量研究和工程实践表明,地面振动是引起周围结构变形、位移和破坏的主要因素。为此,研究人员在致力于提高爆破破碎效果的同时,也对爆破振动的控制进行了大量研究^[3],以避免生产爆破对岩体和附近的建筑物造成破坏。

为了控制爆破振动的危害,各个国家都制定了相应的标准^[4]。因此,准确评估和预测爆破引起的地面振动已经成为许多矿山的基本要求。众所周知,地面振动受到各种因素的影响,可以把这些因素分为两大类,即可控的和不可控的,可控的因素主要有炸药参数(爆速、能量、密度等)、钻孔参数(孔深、孔径、倾斜角度等)和爆破设计参数(孔距、排距、起爆系统、起爆顺序、装药方式、堵塞、自由面数量等);不可控的因素主要有岩石性质、地质条件等。一般来说,位移、速度和加速度中的任何一个都可以用来描述地面运动。其中,采用峰值质点速度(Peak Particle Velocity, PPV)来表示地面振动得到了广泛的认可^[5]。

为了评估和预测爆破引起的地面振动。在早期的研究中,研究人员试图建立一个预报方程来预报地面振动。通过收集爆破振动数据,建立数学模型并找到数学模型中的系数,最后使用回归算法对模型进行校准。预测方程的系数反映了岩体特性的一般规律。绝大部分预测模型都是基于两个主要参数来进行预测的^[6-9],即最大单段药量和从爆破点到监测点的距离。经验模型在国际上得到了广泛的应用,并得到了爆破工作者的认可。然而,由于爆破影响因素的复杂性,经验预测模型还存在一定的缺陷,并不能适用于所有场所。

回顾最近的文献表明,影响 PPV 的参数复杂性

可以通过引入人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术来解决。这主要是 AI 技术在求解非线性连续函数方面的能力,已经在工程领域得到了广泛的应用和发展。在爆破振动预测方面,越来越多的研究人员尝试使用 AI 技术作为爆破振动的主要预测方法,以替代传统的经验模型,并取得了很好的预测效果。Khandelwal 等人使用神经网络(Artificial Neural Network, ANN)模型对 150 次爆破事件的 PPV 和频率进行了预测^[10],结果表明 ANN 模型的结果具有很高的准确率。Danial Jahed Armaghani 等人提出使用自适应神经模糊推理系统(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS)和 ANN 两种 AI 技术^[11],来对采石场爆破引起的地面振动进行预测。Fisne 等人提出了一种基于模糊推理系统(Fuzzy Inference System, FIS)的预测模型对土耳其一家采石场的 33 次 PPV 监测数据进行了预测^[12],取得了很好的效果。Ghasemi 等人提出了另一种模糊模型^[13],模型使用 6 种不同的可控输入参数。他们还强调了模糊模型在 PPV 预测方面的高性能。Hasanipanah 等人引入支持向量机(Support Vector Machine, SVM)模型来评估 PPV^[14]。Manoj Khandelwal 等人使用分类回归树(Classification And Regression Tree, CART)模型来对 PPV 进行预测^[15],结果表明 CART 技术在预测 PPV 方面比传统方法更可靠。Mahdi Hasanipanah 等人提出了一个基于粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的模型^[16],用于预测伊朗 Shur River 大坝区域爆破作业所引起的地面振动。Danial Jahed Armaghani 等人尝试使用帝国主义竞争算法(Imperialist Competitive Algorithm, ICA)来对爆破振动进行预测^[17]。Erilin Tian 等人基于遗传算法(Genetic algorithm, GA)提出了两种新的智能模型^[18],用来模拟地面振动。近年来,各种智能算法广泛的应用到爆破振动预测领域,已经成为爆破振动预测的主要发展方向。

虽然利用 AI 技术对爆破振动预测进行一些研究,但没有一种方法或模型对每个矿山都是最优的。此外, AI 技术是一种需要不断进化和多样化的方法。在此基础上,开发一种 ANN 模型来对前白枣山铁矿爆破振动进行了预测,并与传统经验模型和多元线性回归模型(Multiple Linear Regression, MLR)预测结果进行比较^[19]。

1 场地条件和数据采集

现场测试是在发达矿业有限责任公司下属的前白枣山铁矿进行的。前白枣山铁矿位于河北省秦皇

收稿日期:2021-04-25

作者简介:黄玉华(1970-),男,本科、助理工程师,(E-mail) 1254644471@qq.com。

通讯作者:徐国权(1983-),男,博士研究生、讲师,(E-mail) xgq2017@gmail.com。

基金项目:国家自然科学基金青年基金(52008080)

岛市青龙县朱杖子乡前白枣山村西南,矿区中心地理坐标为东经 $119^{\circ}01'$,北纬 $40^{\circ}19'$ 。矿区北西距青龙县城 8 km。区内火成岩活动频繁,主要有花岗岩、伟晶花岗岩,其次有闪长岩、微晶闪长岩和少量煌斑岩脉侵入。脉岩对矿体起吞蚀分割破坏作用,使矿体沿走向及倾斜方向均遭到不同程度的破坏。

矿山采用浅孔留矿嗣后尾砂胶结充填采矿法,爆破作业使用 YT-28 型凿岩机打上向倾斜炮孔,炮孔直径 40 mm,孔深 1.8 ~ 2 m,最小抵抗线 0.6 ~

0.7 m,炮孔采用平行排列或交错排列,网度为 $0.7 \sim 1 \text{ m} \times 0.7 \sim 1 \text{ m}$ 。炸药使用的是乳化炸药,非电导爆管起爆。

对之前地面振动预测研究的回顾表明,单段最大药量和爆破点到监测点的距离对 PPV 的影响均大于其它可控和不可控参数。以 29 组爆破作业的最大单段药量 (MC) 和爆破点到监测点的距离 (D) 作为预测 PPV 的指标,使用的数据及其范围如表 1 所示。

表 1 爆破振动数据

Table 1 Summary of the blasting vibration data

参数	单位	简称	分类	最小值	最大值	平均值
最大单段药量	kg	MC	输入	1.90	4.90	3.41
爆破点到监测点的距离	m	D	输入	20.1	74.5	45.7
PPV	($\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$)	PPV	输出	0.16	5.83	1.61

2 振动预测

2.1 经验模型

为了控制爆破振动的危害,不同的研究人员根据经验制定了各自的比例距离 (Scaled Distance, SD) 关

系。SD 是在双对数坐标轴上记录不同距离的 PPV, 并进行回归分析,如图 1 所示。本研究中使用 4 种在世界范围内较为常用的经验预测模型,并通过绘制 PPV 与 SD 在双对数坐标轴上的回归曲线,得到了 4 种经验模型的场地系数 k 和 b ,如表 2 所示。

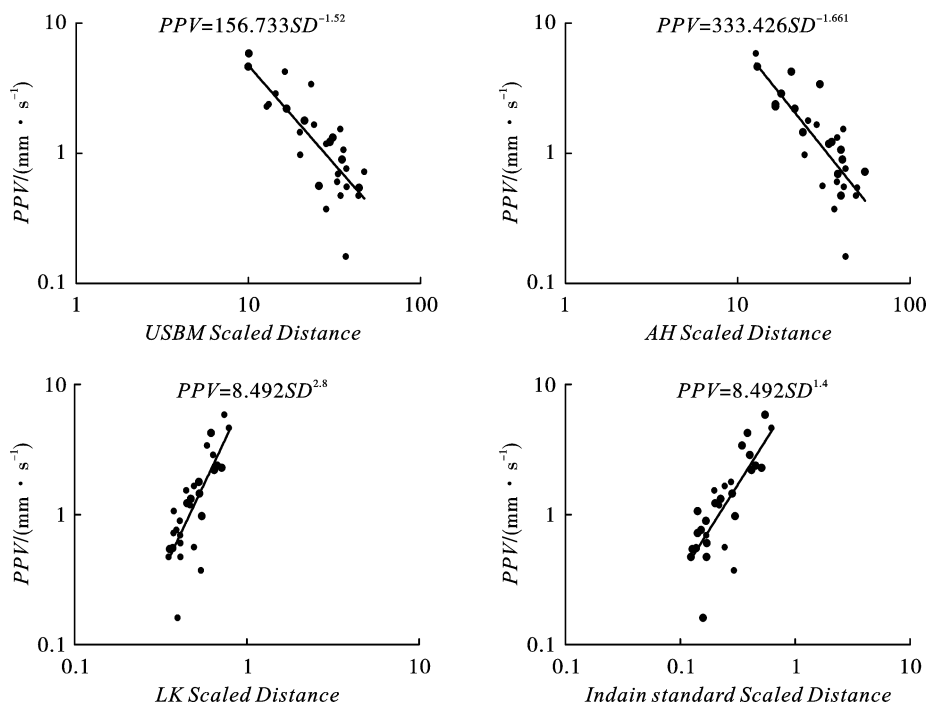


图 1 经验模型 PPV 和 SD 双对数图

Fig. 1 Log-log plots between PPV and scaled distance for various models

图 2 给出了不同经验模型的预测值与实测值之间的相互关系。在本研究中,4 种经验模型的确定系数 (Coefficient of determination) R^2 分别为 0.74、0.74、0.72 和 0.72,USBM 模型和 AH 模型的 R^2 相

同,且预测能力要优于 LK 模型和 Indain 模型。

2.2 MLR

回归分析是一种统计工具,用来确定变量之间的关系。多元线性回归 (Multiple Linear Regression,

MLR)是通过对两个或两个以上的自变量与一个因变量相关分析,建立预测模型进行预测的方法。MLR 是基于最小二乘法,这意味着 MLR 拟合使预测值和实测值的差的平方和最小。在建立 MLR 模型时,使用 MC 和 D 作为模型的输入参数来对 PPV 进行预测,MLR 可以表示为

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (1)$$

式中: Y 是预测变量; X_k 为自变量; β_k 为回归系数; ε 为随机误差。计算得到

$$PPV = 2.182 - 0.052D + 0.579MC \quad (2)$$

图 3 给出了 MLR 模型预测值与实测值之间的关系, R^2 为 0.637。

表 2 经验模型场地系数

Table 2 Site coefficients of Empirical model

经验模型	公式	k	b
USBM	$PPV = k \left(\frac{R}{Q^2} \right)^{-b}$	156.733	-1.52
AH	$PPV = k \left(\frac{R}{Q^3} \right)^{-b}$	333.426	-1.661
LK	$PPV = k \left(\sqrt{\frac{R}{Q^2}} \right)^b$	8.492	2.8
Indain standard	$PPV = k \left(\frac{R}{Q^3} \right)^b$	8.492	1.4

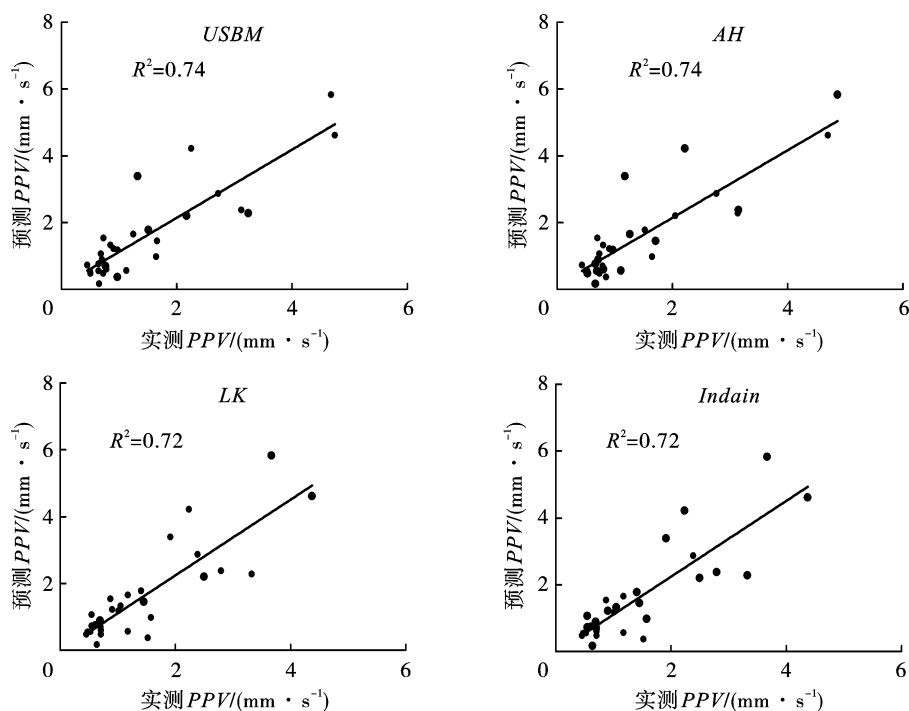


图 2 经验模型测量值和预测值对比图

Fig. 2 Measured vs. predicted PPV values of the Empirical model

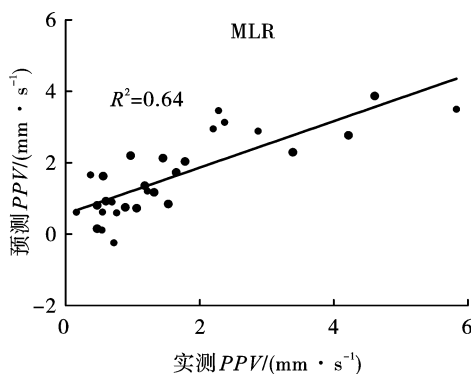


图 3 MLR 模型测量值和预测值对比图

Fig. 3 Comparison between measured and predicted PPVs by MLR model

2.3 ANN 振动预测

ANN 是 20 世纪 80 年以来在人工智能领域兴起的研究热点,也是目前最先进的 AI 技术之一。ANN 起源于人类大脑的生物结构。ANN 模型是由被称为神经元的细胞构成,树突从细胞体延伸到其它神经元,每个神经元都能接受、处理和传输信号。因此,ANN 工作建立了输入和输出之间的关系。它可以从输入和输出数据之间的因果关系中学习,适用于求解存在多个非线性关系参数或变量间某些相关关系不易识别的复杂问题。ANN 计算通常分为三个步骤,首先需要确定网络架构,接下来是进行训练,最后进行检验。

神经元的排列决定了 ANN 的结构,其中最常用

的是多层感知 (Multi-Layer Perceptron) 技术。ANN 中的神经元数量是有限的, 它们分布在输入层 (输入数据)、隐藏层和输出层 (计算数据输出) 中, 如图 4 所示。经过训练, ANN 通过调整神经元之间的数值比率来完成特定的功能。这里较为常用的是反向传播 (Back-propagation, BP) 算法, BP 算法有一个输入层和一个输出层, 一个或多个隐藏层, 其中权值 (w) 和偏差 (b) 在学习过程中被拟合, 并分配给神经元之间的连接。

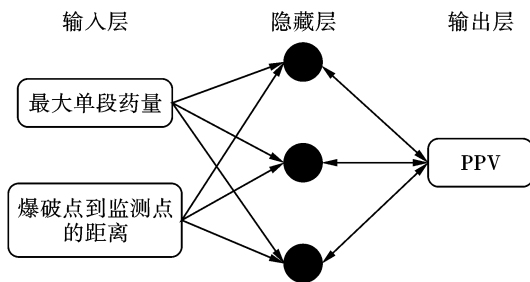


图 4 反向传播网络算法爆破设计模式
Fig. 4 Network back propagation algorithm for design pattern of blasting

对于 ANN 技术, 最关键的问题是 ANN 设计。在本研究中, 设计了一个包含训练算法、隐藏层和每个隐藏层中的神经元的 ANN。在设计 ANN 时, 最具挑战性的问题是确定隐藏层的数量和每个隐藏层的神经元数量。理论上, 只有一个隐藏层的 ANN 可以解决实际中的大多数问题。两个或更多隐藏层的

ANN 可以根据情况更好的解决问题。然而, 过多的隐藏层会增加 ANN 的处理时间。因此, 本研究采用单一隐藏层构建 ANN。利用 ANN 作为函数逼近工具, 选择预测 PPV 最有效的两个变量 MC 和 D 作为输入变量。由于 BP 算法存在固有的缺陷, Levenberg - Marquardt 算法可以有效克服 BP 算法的缺陷。为此需要对数据进行预处理, 即对数据进行归一化, 隐藏层函数为 sigmoid, 输出层函数为 purelin。

为了训练 ANN, 在采集到的 29 组数据中, 21 组数据用于训练, 4 组数据用于测试, 4 组数据用于验证。选择单一隐藏层, 开发了 8 个 ANN 预测模型, 隐藏层神经元个数依次为 3 ~ 10, 最大训练次数为 1000 次, 训练目标最小误差为 $1e^{-6}$ 。利用 Matlab 软件来实现 ANN, 通过训练数据得到权值和偏差, 同时选择测试和验证数据来确定网络的准确性和有效性。停止后, 根据网络的训练过程和测量精度, 得到最终的输出, 并测试 ANN 模型的精度。验证结果表明, ANN 能够很好的进行非线性回归分析。使用 R^2 和均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 来评价每个 ANN 模型的性能。表 3 给出了每个 ANN 模型的计算结果。结果表明, 每个 ANN 模型的性能参差不齐, 本研究中结构为 2-6-1 的 ANN 模型最适合用于进行 PPV 预测。图 5 给出了结构为 2-6-1 的神经网络模型的相关系数, 包括训练、测试、验证和全部数据, 且每一部分的相关系数 R (Correlation coefficient) 都大于 0.92。

表 3 每个 ANN 模型的计算结果

Table 3 Result of ANN model with different number of neurons

隐藏层 节点个数	R				R^2	MSE
	Training	Test	Validation	Overall		
3	0.94	0.85	0.59	0.89	0.78	0.007
4	0.96	0.69	0.93	0.92	0.83	0.042
5	0.95	0.29	0.99	0.94	0.88	0.003
6	0.99	0.92	0.96	0.96	0.92	0.005
7	0.95	0.36	0.97	0.95	0.89	0.005
8	0.97	0.95	0.83	0.96	0.92	0.038
9	0.99	0.81	0.92	0.94	0.88	0.082
10	0.99	0.91	0.14	0.95	0.91	0.020

图 6 给出了 ANN 模型预测 PPV 和实测 PPV 之间的关系。可以看到结构为 2-6-1 的 ANN 模型 R^2 为 0.92。ANN 模型预测值非常接近于实际值, 且模型的预测精度可以让人接受。

3 性能评价指标

为了比较和评价经验、MLR 和 ANN 模型的性

能, 选择均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE)、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和 R^2 作为评价指标。RMSE、MAE 和 R^2 可以表示为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{PPV} - \hat{y}_{PPV})^2} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{PPV=1}^n |y_{PPV} - \hat{y}_{PPV}| \quad (4)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_{PPV} - \hat{y}_{PPV})^2}{\sum_i (y_{PPV} - \bar{y})^2} \quad (5)$$

式中, n 为数据总数、分别是 y_{PPV} 测量值、 \hat{y} 预测值和 \bar{y} 平均预测值。对于模型效果 $RMSE$ 和 MAE 应该接近于 0, R^2 应该接近于 1。

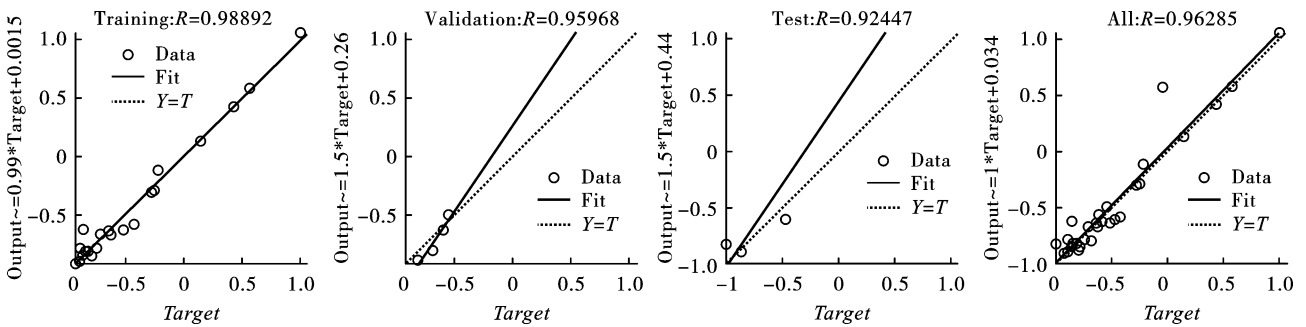


图 5 训练、测试、验证和全部数据的相关系数

Fig. 5 Coefficient of correlation for the training, testing, validation and overall data sets

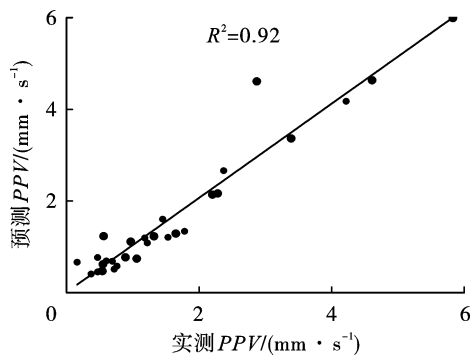


图 6 ANN 模型预测结果与实测结果的关系

Fig. 6 Graph between measured and predicted PPVs by ANN model

为 0.23。计算结果表明,提出的 ANN 模型在 PPV 预测方面是可以的,模型具有较高的预测精度。

表 4 预测模型性能

Table 4 Performance of predictive models

模型	R^2	$RMSE$	MAE
USBM	0.74	0.70	0.48
AH	0.74	0.70	0.48
LK	0.72	0.75	0.51
INDAIN	0.72	0.75	0.51
MLR	0.64	0.81	0.61
ANN	0.92	0.40	0.23

4 预测模型比较

确定 ANN 预测模型满足要求后,通过式(3)~式(5)对 4 种经验模型、MLR 模型和 ANN 模型的性能进行评价。经验模型、MLR 模型和 ANN 模型的预测性能如表 4 所示。可以看到,在本研究中使用,MLR 模型的预测性能最低,其 R^2 为 0.64、 $RMSE$ 为 0.81、 MAE 为 0.61,输入变量的线性关系关系不明显。由于监测数据有限,因此 MLR 模型在 PPV 预测中并未表现出很好的结果。

USBM、AH、LK 和 Indain 等 4 种经验模型预测效果相差不大,USBM 和 AH 模型性能稍好于 LK 和 Indain 模型。大量文献表明,USBM、AH、LK 和 Indain 模型是世界范围内应用较为广泛的经验模型,已经在世界各地成功的进行了许多研究。然而,经验模型的有效性还没有得到很好的评价。

对于所建立的 ANN 模型,可以看到,与传统经验模型和 MLR 模型相比,ANN 预测数据更接近真实数据,ANN 模型的 R^2 为 0.92、 $RMSE$ 为 0.4、 MAE

5 结论

爆破是采矿工程的重要组成部分。然而,爆破产生的负面效应,特别是爆破振动,对周围环境有着很大的影响。因此,准确预测 PPV 在减小爆破振动方面起着重要的作用。分别使用 4 种经验模型、MLR 模型和 ANN 模型对 PPV 进行了预测。结果表明,由于数据量有限,MLR 模型预测效果相对较差, R^2 为 0.64;4 种经验模型预测结果较为接近, R^2 分别为 0.74、0.74、0.72、0.72;提出的结构为 2-6-1 的 ANN 模型预测结果最接近实际监测结果, R^2 为 0.92、 $RMSE$ 为 0.4、 MAE 为 0.23。研究证明了使用 ANN 预测露天和地下爆炸振动的可能性,这将确保地面振动强度可以控制在安全范围内,使矿山爆破作业安全、高效。

参考文献 (References)

[1] MEHRDANESH A, MONJEZI M, SAYADI A R. Evaluation of effect of rock mass properties on fragmentation u-

- sing ro-bust techniques[J]. Engineering with Computers, 2018,34(2):253-260.
- [2] 钱七虎,陈士海. 爆破地震效应[J]. 爆破,2004(2):1-5.
- [2] QIAN Qi-hu, CHEN Shi-hai. Blasting vibration effect[J]. Blasting,2004(2):1-5. (in Chinese)
- [3] 宗琦,汪海波,周胜兵. 爆破地震效应的监测和控制技术研究[J]. 岩石力学与工程学报,2008(5):938-945.
- [3] ZONG Qi, WANG Hai-bo, ZHOU Sheng-bing. Research on monitoring and controlling techniques considering effects of seismic shock[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2008(5):938-945. (in Chinese)
- [4] 罗忆,卢文波,陈明,等. 爆破振动安全判据研究综述[J]. 爆破,2010(1):14-22.
- [4] LUO Yi, LU Wen-bo, CHEN Ming, et al. View of research on safety criterion of blasting vibration[J]. Blasting, 2010(1):14-22. (in Chinese)
- [5] ISRM. Suggested method for blast vibration monitoring[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining & Geomechanics Abstracts 1992;29(2):145-6.
- [6] DUVALL WI, PETKOF B. Spherical propagation of explosion generated strain pulses in rock[R]. USBM Report of Investigation, 1959.
- [7] LANGEFORS U, KIHLMSTROM B. The modern technique of rock blasting[M]. New York, Wiley, 1963.
- [8] AMBRASEYS, NR, HENDRON AJ. Dynamic behavior of rock masses; In Rock Mechanics in Engineering Practices[M]. London, Wiley, 1968.
- [9] Bureau of Indian Standard. Criteria for safety and design of structures subjected to underground blast(R)[S]. ISI Bull IS-6922, 1973.
- [10] KHANDELWAL M, SINGH TN. Prediction of blast induced ground vibrations and frequency in opencast mine; a neural net-work approach[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016(289):711-725.
- [11] JAHED ARMAGHANI D, MOMENI E, ABAD SVANK, et al. Feasibility of ANFIS model for prediction of ground vibrations resulting from quarry blasting[J]. Environmental Earth Sciences, 2015(74):2845-2860.
- [12] FISNE A, KUZU C, HUDAVERDI T. Prediction of environmental impacts of quarry blasting operation using fuzzy logic[J]. Envi-ron Monit Assess, 2011(174):461-470.
- [13] GHASEMI E, ATAEEI M, HASHEMOLHOSSEINI H. Development of a fuzzy model for predicting ground vibration caused by rock blasting in surface mining[J]. Journal of Vibration and Control, 2013,19(5):755-770.
- [14] HASANIPANAH M, MOJEZI M, SHAHNAZAR A, et al. Feasibility of indirect determination of blast induced ground vibration based on support vector machine[J]. Measurement, 2015(75):289-297.
- [15] KHANDELWAL M, ARMAGHANI D J, FARADONBEH R S, et al. Classification and regression tree technique in estimating peak particle velocity caused by blasting[J]. Engineering with Computers, 2017(33):45-53.
- [16] MAHDI HASANIPANAH, REYHANEH NADERI, JAVAD KASHIR, et al. Prediction of blast-produced ground vibration using particle swarm optimization[J]. Engineering with Computers, 2017(33):173-179.
- [17] DANIAL JAHED ARMAGHANI, MAHDI HASANIPANAH, HASSAN BAKHSHANDEH AMNIEH, et al. Feasibility of ICA in approximating ground vibration resulting from mine blasting[J]. Neural Computing and Applications, 2018(29):457-465.
- [18] ERLIN TIAN, JIANWEI ZHANG, MEHRAN SOLTANI TEHRANI, et al. Development of GA-based models for simulating the ground vibration in mine blasting[J]. Engineering with Computers, 2009(35):849-855.
- [19] SHIRANI FARADONBEH R, MONJEZI M, JAHED ARMAGHANI D. Genetic programing and non-linear multiple regression tech-niques to predict backbreak in blasting operation [J]. Engineering with Computers, 2016(32):123-133.

英文编辑:陈东方

《爆破》论文网络首发及著作权使用声明

《爆破》为使录用论文首发权及时获得确认,自2019年12月起与中国知网合作启动“网络首发”在线优先数字出版项目,即《中国学术期刊(网络版)》(简称CAJ-N),统一连续出版物号ISSN 2096-418、CN 11-6037/Z。

作者稿件经审稿录用后,将会以“录用定稿”模式第一时间上传至中国知网“网络首发”平台发布。每篇网络首发论文均可下载一份“中国知网学术期刊网络首发论文出版证书”,其效力等同于纸质出版论文。

为避免出现一稿多投的现象,凡已投《爆破》的稿件,在未确认录用或退稿前,请勿再投他刊!

《爆破》为《中国核心期刊(遴选)数据库》、《中国期刊网》、《中国学术期刊(光盘版)》、《中文科技期刊数据库》、“万方数据——数字化期刊群”、维普网和超星学术期刊“域出版”平台收录期刊。本刊已许可上述机构以数字化方式复制、汇编、发行、信息网络传播本刊全文。所有署名作者向本刊提交文章发表之行为视为同意上述声明。如有异议,请在投稿时说明,本刊将按作者说明处理。