

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2022.01.024

基于RVM的爆破振动速度预测模型*

张研^{a,b},王鹏鹏^{a,b}

(桂林理工大学 a. 广西岩土力学与工程重点实验室; b. 土木与建筑工程学院, 桂林 541004)

摘要: 为提高对爆破振动速度预测的准确性,提出一种基于相关向量机(RVM)的爆破振动速度预测模型。利用该模型建立爆破振动速度与其影响因素之间的非线性映射关系,通过选取影响爆破振动速度的3个主要因素(炸药用量、距离、高程差),并对这3个主要影响因素产生的36组数据进行拟合训练,根据这36组训练样本对剩余5组样本进行精准预测。将该模型进行实例应用并与BP神经网络模型预测和GA-BP神经网络模型的结果进行对比,在相同的影响因素数据样本条件下,RVM模型预测精度更高、离散性更小。与实际值相比,RVM预测的爆破振动速度的平均相对误差均明显优于利用BP神经网络和GA-BP神经网络预测得到的平均相对误差,进一步验证了RVM模型能够提高预测精度的准确性和稳定性。

关键词: 爆破振动速度; 影响因素; 相关向量机; 预测模型

中图分类号: TB41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-487X(2022)01-0168-07

Blasting Vibration Velocity Prediction Model based on RVM

ZHANG Yan^{a,b}, WANG Peng-peng^{a,b}

(a. Guangxi Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering;

b. School of Civil and Architecture Engineering, Guilin University of Technology,
Guilin 541004, China)

Abstract: In order to improve prediction accuracy of blasting vibration velocity, a model based on relevance vector machine(RVM) was proposed. The nonlinear mapping relationship between blasting vibration velocity and its influencing factors was established using the model. Three main factors affecting blasting vibration velocity(explosive charge, distance and elevation difference) were fitted for training by 36 sets of generated data based on which the remaining 5 samples were accurately predicted. The model was applied as an example and compared with the prediction results of BP neural network model and GA-BP neural network model. Under the same influence factor and data sample conditions, RVM model has higher prediction accuracy and lower dispersion. Compared to the actual values, the average relative errors of blasting vibration velocity predicted by RVM are obviously lower than those predicted by BP neural network and GA-BP neural network, which further verifies that the RVM model can improve the accuracy of the prediction accuracy and stability.

Key words: blasting vibration velocity; influencing factor; relevance vector machine; prediction model

现如今,在社会经济大发展的背景下,爆破技术

手段的应用是具有前瞻性的一个技术方法^[1-3],广泛应用于土木工程领域以及矿业开发领域,由于爆破产生的振动效应,极大地影响了周边建(构)筑物的稳定,对岩体的结构产生扰动以及对居民的生活带来困扰等一些危害影响,但同时爆破技术在实际工程中也带来了极大地方便,为了减少爆破振动带来

收稿日期:2021-09-26

作者简介:张研(1983-),男,博士,副教授,主要从事结构工程、岩土工程方面的研究。(E-mail) yanzi22858@126.com。

基金项目:国家自然科学基金(52068016);广西自然科学基金(2020GXNSFAA159125, 2020GXNSFAA297118);广西高等学校高水平创新团队及卓越学者计划(2020);广西岩土力学与工程重点实验室(桂科能19-Y-21-9)

的危害影响^[4-7],通过影响爆破振动速度的影响因素(炸药、高程、距离等)来精准的爆破振动速度进行预测,最大限度的减少其产生的危害,更好的服务于爆破实际工程,具有重大的工程意义。

针对爆破工程中振动速度预测的相关问题的研究颇多,其中,梁瑞等研究了在隧道爆破过程中地震效应对邻近埋地管道的安全性影响^[8],并通过无量纲分析建立了数学模型,进一步对隧道爆破过程中的振速问题进行了探究。并且近年来,随着人工智能的不断发展,众多学者提出利用机器学习方法来建立不同类型爆破振动速度与其影响因素之间的非线性复杂关系,开展了一系列相关研究,如:蒲传金等通过对桩基爆破产生的振动速度与影响桩基爆破振动速度的影响因素之间的关系^[9],建立了BP神经网络模型,对桩基爆破振动速度进行预测;郑皓文等利用连续域蚁群算法对最小二乘支持向量机进行参数优化^[10],建立了对爆破振动速度的预测模型;郭钦鹏等挑选了具有代表性工程实验数据来研究对BP神经网络优化过后的GA-BP神经网络对爆破振动速度进行预测^[11],建立了爆破振动速度与影响因素之间的关系。较多学者利用BP神经网络模型来探究爆破振动速度的相关问题,但BP神经网络建立起来的模型,其自身存在有过拟合、网络结构难以确定等不完善之处。基于此,亟待高效、合理模型的提出,为爆破振动速度进行精准预测。

相关向量机(relevant vector machine,以下简称“RVM”)的机器学习方法的提出,在处理非线性数据和预测回归问题上展示了其强大的优越性^[12,13]。相关向量机(Relevance Vector Machine, RVM)是基于支持向量机的理论上发展而来的^[14,15],其学习的最大特点是具有稀疏性,是由多种数据处理技术的机器学习方法,具有精度高、泛化能力强和概率性预测等优势,因此,通过利用相关向量机来对工程中的爆破振动问题进行精准预测是非常有必要的。

结合具体实例数据,建立爆破振动速度与其各因素间的非线性映射关系,提出爆破振动速度的相关向量机预测模型,为爆破振动速度的获取和预测提供一种新方法、新途径。

1 相关向量机(RVM)基本原理

相关向量机是基于贝叶斯原理上的一种可学习数据特征的概率模型,在各个 ω 权值之上定义超参数 α 影响的独立先验概率。RVM是基于贝叶斯原理进而运用到回归问题的,在数据训练中来获得稀疏化模型^[16,17],且在学习数据特征中经过很多次迭

代更新后可忽略不相关的点,从而减少了模型的计算量,由此来提高预测精度和计算速度。设用于训练的样本数据集为 $\{x_n, t_n | n=1, 2, \dots, N\}$, x_n 表示用于训练的样本输入值, t_n 表示独立分布的输出量,建立 x_n 与 t_n 的函数关系式

$$t_n = y(x_n; \omega) + \xi_n \quad (1)$$

式中: ξ_n 代表满足 $\xi_n \sim N(0, \sigma^2)$ 的附加高斯噪声, σ^2 是需要求解的量,进而可推断(2)式满足高斯分布

$$p(t_n | x) = N[t_n | y(x_n), \sigma^2] \quad (2)$$

式中: t_n 的大小取决于 $y(x_n)$ 和 σ^2 ,由于 t_n 是互不干扰且相互独立的,训练样本集的似然函数可用下式表示

$$p(t | \omega, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{N}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \|t - \Phi\omega\|^2\right\} \quad (3)$$

式中: $\omega = [\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_N]^T$,并且 Φ 是 $N \times (N+1)$ 矩阵, ω_i 满足先验分布均值为0,方差为 α_i^{-1} 的高斯分布,可用下式表达

$$P(\omega | \alpha) = \prod_{n=0}^N N(\omega_n | 0, \alpha_i^{-1}) \quad (4)$$

式中:超参数 $\alpha = [\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$,每个 α_i 都一一对应一个 ω_i ,经过训练样本数据集可得到先验分布,由(3)式确定训练样本集的似然函数,根据贝叶斯原理,权重值 ω_i 可得到后验分布的表达式如下

$$P(t | \omega, \alpha, \sigma^2) = \frac{P(t | \omega, \sigma^2)P(\omega, \alpha)}{P(t | \alpha, \sigma^2)} = (2\pi)^{-(N+1)/2} \left| \sum \right|^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{2}(\omega - m)^T \sum^{-1}(\omega - m)\right] \quad (5)$$

式中: $m = \sigma^2 \sum \Phi^T t$, $\sum = (\sigma^{-2} \Phi^T \Phi + A)$, $A = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N)$ 经过整理后得最大似然函数可用以下式子表达

$$P(t | \alpha, \sigma^2) = \int P(t | \omega, \sigma^2) P(\omega | \alpha) d\omega = (2\pi)^{-N/2} |C|^{-1/2} \exp\left(\frac{1}{2} t^T C^{-1} t\right) \quad (6)$$

式中: $C = \sigma^2 I + \Phi A^{-1} \Phi^T$, C 为协方差。经过对 α 和 σ^2 求偏导数,令其值为0,可得到以下两个式子

$$\alpha_i^{\text{new}} = \frac{r_i}{\mu_i} \quad (7)$$

$$(\sigma^2)^{\text{new}} = \frac{\|t - \Phi\mu\|^2}{N - \sum_i r_i} \quad (8)$$

式中: μ_i 表示第 i 个后验平均权重, r_i 是第 i 个

主对角线上的元素。在计算过程中, m 和 \sum 值随着迭代而更新, 直到满足收敛条件或最大迭代次数为止, 在这个过程中, 有些权重趋近于 0, 对应的基函数被忽略, 这些均体现出 RVM 模型的稀疏性^[18]。

2 爆破振动速度的相关向量机预测模型

2.1 数据样本的确定

爆破振动速度受多重因素的综合作用, 通过选取主要影响因素, 采用 RVM 模型建立爆破振动速度与其影响因素之间的非线性映射关系。根据文献[11]选取炸药用量、距离、高程差等最重要的 3 个主要影响因素作为输入数据, 爆破振动速度作为输出数据, 爆破振动速度样本集见表 1。依据 RVM 回归预测模型的原理, 建立基于 RVM 的爆破振动速度预测模型, 如图 1 所示。

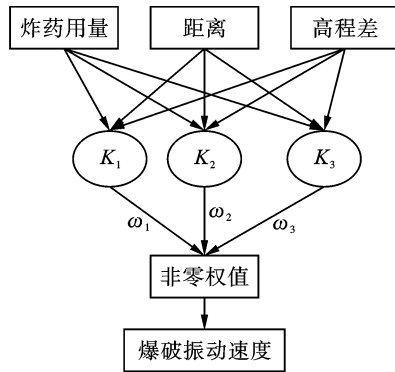


图 1 基于相关向量机的爆破振动预测模型

Fig. 1 Blasting vibration prediction model based on relevance vector machine

2.2 方法与实现步骤

(1) 利用文献[11]中的爆破振动的相关数据, 并对数据进行了整理、分析、归纳, 把样本数据中的 3 个主要影响因素作为输入值, 输出值为爆破振动速度。为了消除各个数据的数量级对 RVM 模型预测效果的影响, 需将数据进行标准化处理, 标准化处理公式如下, 其中: x_i 表示影响因素中的第 i 个影响因素。

$$a_i = x_i/s, b_i = y_i - \bar{y} \quad (9)$$

式中

$$s = \left[\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^{1/2}, \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

(2) 以标准化处理后的输入数据和输出数据为基础, 建立训练集并用于拟合训练, 得到模型预测参数的估计值, 选取部分数据作为学习训练数据, 剩余样本数据作为预测数据, 利用训练数据集来进行拟合学习, 而预测数据集用于检测模型预测的效果, 通过预测数据集的真实值与预测值进行对比来检验模

型的预测精度和效果。

(3) 运用建立起的相关向量机模型得到预测结果, 通过整理分析结果, 并根据预测值与预测数据集的真实值的误差作为精度依据, 不断的调整更加适宜该模型的核函数、超参数和确定最大的迭代次数, 从而获得符合该数据要求精度的 RVM 模型。

(4) 通过调整出符合精度要求的模型最优超参数和精度, 以此 RVM 预测模型对预测样本进行预测分析。通过对样本实测值与相应预测值进行多个指标的对比分析(相对误差、平均相对误差等), 来验证建立起来的 RVM 预测模型是否具有准确性和可靠性。

2.3 调整模型参数

该程序是通过调节高斯核宽度 σ 和迭代次数进行精准预测的。其中, 高斯核宽度对预测结果有较大影响, 若取值较小时将会使方法过高估计, 导致预测结果偏差较大, 而若取值较大将使方法低估, 会对训练数据中的噪声过于敏感, 使得方法的稳定性降低; 迭代次数与精度作为程序收敛的两个条件, 若取值太小将达不到本文需要的精度要求, 通常将迭代次数取为较大整数值, 保证程序能够以精度收敛。

由 RVM 基本原理可以得出: 符合爆破振动速度预测模型的高斯核宽度为 $\sigma = 0.3$ 时, 预测值和实测值较为接近, 通过调节迭代次数来进行加强训练, 当迭代次数为 200 时, 预测值和实测值的平均相对误差为 2.71%, 达到了最小值

3 应用具体实例

引用文献[11]中的 41 组爆破振动速度的数据, 其具体数据如表 1 所示, 用式(9)对数据进行标准化处理, 将前 31 个样本作为训练学习数据集, 后 5 个样本为预测数据集, 并与文献[11]中运用 GA-BP 神经网络模型和 BP 神经网络得到的预测结果进行对比, 来验证和检测该 RVM 模型的准确性和稳定性。

基于表 1 中的训练样本, 调整选取最优超参数及迭代次数, 建立 RVM 预测模型, 对预测样本进行预测, 结果见表 2、3 所示, 表中给出了文献[11]中 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络采用同样数据的预测结果。结果显示: RVM 模型得到的爆破振动速度预测值与实际值接近度更高, 其中最大的相对误差绝对值为预测的 40 号样本, 计算得为 2.80%, 而通过利用 GA-BP 神经网络模型得到的爆破振动速度预测值最大相对误差为 37 号样本, 达 11.88%, 利用 BP 神经网络模型得到的爆破振动速度预测值

的最大相对误差 41 号样本,高达 29.81%。现将这三种预测模型的各个预测样本结果进行直观对比,如图 2、如图 3 所示。

表 1 爆破振动速度的影响因素及数据集
Table 1 Influencing factors and data sets of blasting vibration velocity

编号	炸药/kg	距离/m	高程差/m	速度/ ($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)
1	19.0	41.0	5.0	4.10
2	14.0	45.0	4.8	2.30
3	10.0	46.0	4.7	1.25
4	16.0	43.0	5.0	3.00
5	19.0	26.0	2.0	9.70
6	12.0	30.0	2.0	2.00
7	15.0	31.0	1.9	2.80
8	17.0	28.0	2.3	4.00
9	15.0	30.0	2.0	2.50
10	28.8	25.0	3.0	9.20
11	12.0	26.0	3.0	3.00
12	25.0	28.0	2.8	6.00
13	17.0	29.0	3.1	2.00
14	28.0	16.0	0.0	3.00
15	15.0	15.0	0.0	1.25
16	12.0	38.0	7.0	2.50
17	10.0	36.0	7.5	2.00
18	9.0	42.0	7.0	1.00
19	11.0	63.0	0.0	1.70
20	10.0	60.0	0.5	1.60
21	10.0	70.0	0.0	1.50
22	31.2	26.0	5.0	5.02
23	16.2	29.7	4.8	1.25
24	25.0	23.0	5.0	3.90
25	31.0	25.0	5.0	5.00
26	20.0	28.0	5.1	2.30
27	31.0	46.0	3.0	4.10
28	16.0	51.0	2.7	1.80
29	24.0	43.0	3.0	3.70
30	20.0	40.0	3.2	2.90
31	30.0	26.0	5.0	15.70
32	28.0	24.0	5.0	12.50
33	29.0	28.5	4.9	14.00
34	30.0	46.0	3.0	5.00
35	28.0	44.0	3.0	4.50
36	30.0	43.0	3.0	6.00
37	29.0	45.0	3.0	待预测
38	15.0	14.0	0.0	待预测
39	28.0	28.5	5.1	待预测
40	17.0	50.0	3.0	待预测
41	10.0	40.0	6.9	待预测

表 2 各个模型的爆破振动速度预测值的结果及实测值的比较
Table 2 Comparison of predicted blasting vibration velocity and measured values of each model

编号	试验 实际值	BP 神经 网络预测值	GA-BP 神经 网络预测值	RVM 预测值
37	4.5	4.97	3.97	4.62
38	1.2	1.42	1.18	1.23
39	13.0	14.21	12.93	13.35
40	1.6	1.65	1.53	1.64
41	2.3	1.61	2.06	2.36

表 3 各个模型的爆破振动速度预测值的相对误差结果比较
Table 3 Comparison of relative error results of predicted values of blasting vibration velocity of each model

编号	BP 神经网络 相对误差/%	GA-BP 神经网络 相对误差/%	RVM 相对 误差/%
37	10.43	11.88	2.73
38	18.29	1.68	2.74
39	9.29	0.56	2.67
40	3.15	4.21	2.80
41	29.81	10.65	2.59

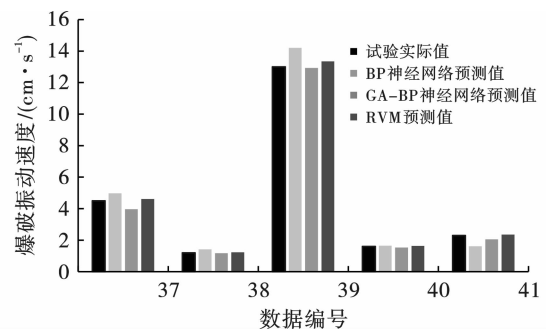


图 2 各个模型预测的爆破振动速度结果比较
Fig. 2 Comparison of blasting vibration velocity predicted by each model

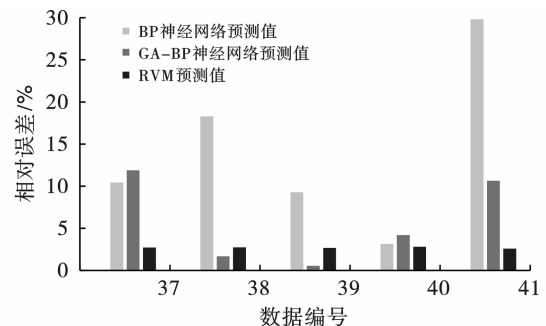


图 3 各个模型预测的爆破振动速度预测结果的相对误差比较
Fig. 3 Comparison of relative errors of blasting vibration velocity prediction results predicted by each model

从图 2、图 3 可以看出:利用 RVM 模型得到的各预测值与实测值的接近程度明显高于 BP 神经网络

络得到的预测结果与实测值的接近程度,虽然 39 号样本的预测值没有 GA-BP 神经网络接近,但整体的预测数据比 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络都较好;因此,相比于 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型,由分析可得 RVM 模型获得的预测结果,其精度更好、更高。现通过平均相对误差 ARE 和均方差 FMSE 这两个指标来更好的对比这两种模型整体预测精度和离散情况,计算公式如下

$$ARE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - y'_i|}{y'_i} \times 100\% \quad (10)$$

$$FMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (11)$$

式中: y'_i 为实测值, y_i 是预测值, n 为样本个数,结果见表 4。

表 4 各个模型爆破振动速度的平均相对误差及均方差

Table 4 Average relative error and mean square error of blasting vibration velocity of each model

模型	爆破振动速度	
	ARE	FMSE
BP 神经网络模型	14.19%	0.670
GA-BP 神经网络模型	5.80%	0.260
RVM 模型	2.71%	0.068

由表中计算结果可知:RVM 模型对爆破振动速度的预测结果的平均相对误差 ARE 只有 2.71%,均方差 FMSE 为 0.068;而利用 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型,其平均相对误差 ARE 为 14.19% 和 5.80%,均方 FMSE 为 0.67、0.26。为了更加清晰的对比 RVM 模型与 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型的平均相对误差 ARE 和均方差 FMSE,如图 4、如图 5 所示。

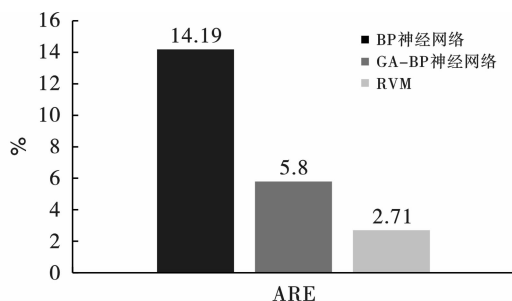


图 4 各个模型的平均相对误差比较

Fig. 4 Comparison of average relative errors of each model

由此看出,无论是从平均相对误差 ARE,还是均方差 FMSE,RVM 模型更优于 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型。根据对比结果可得:本文提出的爆破振动速度预测的相关向量机模型,相比

于 BP 神经网络预测模型和 GA-BP 神经网络模型,整体预测精度更高、预测结果更稳定,得到的样本预测值离散性更小。进一步说明 RVM 模型对预测数据进行预测产生的结果是精确和稳定的,其误差是在接受的范围内。

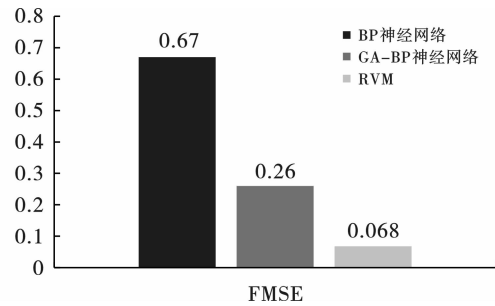


图 5 各个模型的均方差比较

Fig. 5 Comparison of mean square deviation of each model

4 结论

提出的基于相关向量机的爆破振动速度预测模型以 36 组学习数据作为训练集,5 组预测数据作为验证集,其结果表明,该 RVM 模型的得到的预测效果较好,并得出以下结论:

(1) 爆破振动速度是受多种非线性关系的因素影响,而建立起的 RVM 爆破振动速度预测模型可以得到各变量之间的线性回归稀疏性,且在相同的样本数据条件下,RVM 模型获得的预测值与实测值的接近程度更高,其得到的预测效果结果更好;另外,RVM 模型预测结果的平均相对误差及均方差均优于 BP 神经网络模型预测和 GA-BP 神经网络模型的结果,进一步说明 RVM 模型具有精度高、离散度小等优点,更能够容易达到预期结果。

(2) 利用 RVM 得到的爆破振动速度预测模型能够精准地实现对爆破振动速度的预测,且结果表明,RVM 模型的平均相对误差和均方差仅为 2.71%、0.068,说明 RVM 相关向量机模型的预测值与试验实际值偏差不大,其预测精度是可靠和稳定的。另外,无论从预测值与实际值对比还是从均方差、平均相对误差的对比,RVM 模型都表现良好,其具有重大的工程实际意义。

(3) 通过将 RVM 预测模型与 BP 神经网络模型预测和 GA-BP 神经网络模型进行对比,得出相关向量机模型理论在实际工程中能够达到更好的预测效果,具有广阔的应用前景,另外,在实际应用或实际工程中收集更多丰富的数据集,使因素因子之间的非映射关系更加完善,降低数据的偶然性,让该模型

的预测结果更加精确、更加可靠。

参考文献 (References)

- [1] 冯小冬. 地铁钻爆法施工对邻近建筑物的振动响应预测[J]. 地下空间与工程学报, 2021, 17(2): 580-589.
- [1] FENG Xiao-dong. Prediction of vibration response of adjacent buildings by subway drilling and explosion method [J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2021, 17(2): 580-589. (in Chinese)
- [2] 于建新, 郭敏, 刘焕春, 等. 立井冻土爆破冻结管振动力学响应研究[J]. 应用力学学报, 2021, 38(1): 367-374.
- [2] YU Jian-xin, GUO Min, LIU Huan-chun, et al. Vibration mechanical response of freezing pipe induced by frozen soil blasting in vertical shaft [J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2021, 38(1): 367-374. (in Chinese)
- [3] 周涵, 孙从煌, 曲艳东, 等. 小断面长陡斜坡隧道短导洞光面爆破技术研究[J]. 现代隧道技术, 2021, 58(2): 228-237.
- [3] ZHOU Han, SUN Cong-huang, QU Yan-dong, et al. On smooth blasting technology assisted with short heading cut blasting for tunnels with small sections and long steep slopes [J]. Modern Tunnelling Technology, 2021, 58(2): 228-237. (in Chinese)
- [4] 杨小林, 朱思源, 褚怀保, 等. 基于损伤累积的大跨度隧道(硐库)爆破振动传播规律[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(10): 3958-3963.
- [4] YANG Xiao-lin, CHU Si-yuan, ZHU Huai-bao, et al. Blasting vibration propagation of long-span tunnel(adit) based on damage accumulation [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(10): 3958-3963. (in Chinese)
- [5] 梁书锋, 凌天龙, 李晨. 高铁长城站小净距隧道爆破振动效应研究[J]. 爆破, 2021, 38(1): 116-123, 139.
- [5] LIANG Shu-feng, LING Tian-long, LI Chen. Blasting vibration effect of small-spaced tunnel at great wall high railway station [J]. Blasting, 2021, 38(1): 116-123, 139. (in Chinese)
- [6] 刘小果. 邻近爆破对硐室稳定性影响数值模拟研究[J]. 爆破, 2020, 37(1): 81-86, 93.
- [6] LIU Xiao-guo. Numerical research on effect of blasting for stability of chamber [J]. Blasting, 2020, 37(1): 81-86, 93. (in Chinese)
- [7] 刘德军, 仲飞, 胡群芳, 等. 隧道下穿对引水隧洞的振动和开裂影响与控制[J]. 铁道工程学报, 2021, 38(3): 65-71.
- [7] LIU De-jun, ZHONG Fei, HU Qun-fang, et al. Influence and control of tunnel underpass on vibration and cracking of diversion tunnel [J]. Journal of Railway Engineering Society, 2021, 38(3): 65-71. (in Chinese)
- [8] 梁瑞, 胡才智, 周文海, 等. 隧道掘进爆破载荷作用下埋地管道的振动峰值速度预测研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(5): 123-129.
- [8] LIANG Rui, HU Cai-zhi, ZHOU Wen-hai, et al. Research on prediction of peak vibration velocity of buried pipeline under blasting load of tunnel excavation [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2021, 17(5): 123-129. (in Chinese)
- [9] 蒲传金, 郭王林, 秦晓星, 等. 基于BP神经网络的桩基爆破振动速度预测[J]. 爆破, 2018, 35(2): 177-181.
- [9] PU Chuan-jin, GUO Wang-lin, QIN Xiao-xing, et al. Prediction of blasting vibration velocity of pile foundation based on BP neural network [J]. Blasting, 2018, 35(2): 177-181. (in Chinese)
- [10] 郑皓文, 赵根, 胡英国, 等. 基于ACOR-LSSVM算法的爆破振动速度预测[J]. 爆破, 2018, 35(3): 154-158.
- [10] ZHENG Hao-wen, ZHAO Gen, HU Ying-guo, et al. Blasting vibration velocity prediction based on ACOR-LSSVM algorithm [J]. Blasting, 2018, 35(3): 154-158. (in Chinese)
- [11] 郭钦鹏, 杨仕教, 朱忠华, 等. 运用GA-BP神经网络对爆破振动速度预测[J]. 爆破, 2020, 37(3): 148-152.
- [11] GUO Qin-peng, YANG Shi-jiao, ZHU Zhong-hua, et al. Prediction of blasting vibration velocity using GA-BP neural network [J]. Blasting, 2020, 37(3): 148-152. (in Chinese)
- [12] 武盼盼, 夏克文, 林永良, 等. 改进的RVM在肺结节检测中的研究与应用[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(19): 201-207.
- [12] WU Pan-pan, XIA Ke-wen, LIN Yong-liang, et al. Improved RVM based research and application on lung nodule detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(19): 201-207. (in Chinese)
- [13] 时维国, 国明. 鲸鱼优化相关向量机的网络控制系统变采样周期调度[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(10): 2348-2355.
- [13] SHI Wei-guo, GUO Ming. Variable sampling period scheduling of networked control system based on whale optimization algorithm relevance vector machine [J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(10): 2348-2355. (in Chinese)
- [14] TIPPING M E. The relevance vector machine [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2001, 12: 652-658.
- [15] CHEN Si-yu, GU Chong-shi, LIN Chao-ning, et al. Multi-kernel optimized relevance vector machine for probabilistic prediction of concrete dam displacement [J]. Engineering with Computers, 2020, 37(3): 1943-1959.
- [16] 张研, 邝贺伟. 地震震级预测的相关向量机模型[J]. 世界地震工程, 2020, 36(1): 212-221.

- [16] ZHANG Yan, KUANG He-wei. Relevance vector machine model for earthquake magnitude prediction [J]. World Earthquake Engineering, 2020, 36(1): 212-221. (in Chinese)
- [17] 张 研, 王 伟, 邓雪沁. 基于相关向量机的TBM掘进速度预测模型[J]. 现代隧道技术, 2020, 57(3): 108-114.
- [17] ZHANG Yan, WANG Wei, DENG Xue-qin. Prediction model of TBM advance rate based on relevance vector machine [J]. Modern Tunnelling Technology, 2020, 57(3): 108-114. (in Chinese)
- [18] GEO R C, SAMUI P, KIN D. Estimation of monthly evaporative loss using relevance vector machine, extreme learning machine and multivariate adaptive regression spline models [J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2016, 30(6): 1769-1784.

英文编辑: 黄 刚

(上接第74页)

(2) 通过 LS-DYNA 数值模拟软件, 对优化的爆破施工方案进行模拟计算, 发现围岩应力曲线出现上下波动现象, 存在两次峰值, 最后趋于稳定, 空气间隔器间隔装药方式有效的保护了围岩整体稳定性, 使得巷道爆破效果较好。

(3) 现场爆破工程实验证实了优化的爆破施工方案是合理可行的, 该方案不仅解决了穿孔、围岩破碎等问题, 还大大提高了掘进效率和节约了施工成本。

参考文献 (References)

- [1] 刘 迪, 陈作彬, 周宇峰, 等. 基于变直径掏槽孔爆破的数值模拟[J]. 工程爆破, 2019, 25(1): 7-12.
- [1] LIU Di, CHEN Zuo-bin, ZHOU Yu-feng, et al. Numerical simulation for cut blasting technology based on variable-diameter holes [J]. Engineering Blasting, 2019, 25(1): 7-12. (in Chinese)
- [2] 张旭进, 张昌锁, 宋水舟. 基于 LS-DYNA 的聚能装药结构优势数值模拟 [J]. 矿业研究与开发, 2019, 39(6): 136-140.
- [2] ZHANG Xu-jin, ZHANG Chang-suo, SONG Shui-zhou. Numerical simulation on the advantages of shaped charges structure based on LS-DYNA [J]. Mining Research & Development, 2019, 39(6): 136-140. (in Chinese)
- [3] 阮诗昆, 黄玉锦, 蓝先灵. 某金属矿山巷道掘进掏槽爆破优化及应用[J]. 黄金, 2019, 40(12): 27-31.
- [3] RUAN Shi-kun, HUANG Yu-jin, LAN Xian-ling. Optimization and application of cut hole blasting for roadway excavation in a metal mine [J]. Gold, 2019, 40(12): 27-31. (in Chinese)
- [4] 杨潘磊, 高峰. 矿山掘进爆破周边孔轴向间隔装药数值模拟及应用[J]. 现代矿业, 2020, 6(6): 79-86.
- [4] YANG Pan-lei, GAO Feng. Numerical simulation and application of air-decked charge in periphery hole of mine excavation [J]. Modern Mining, 2020, 6(6): 79-86. (in Chinese)
- [5] 张 力, 赵明生, 池恩安, 等. 基于未确知测度理论的采矿方法优选[J]. 中国矿业, 2020, 29(11): 147-153.
- [5] ZHANG Li, ZHAO Ming-sheng, CHI En-an, et al. Application of mining method optimum selection based on unknown measure theory [J]. China Mining Magazine, 2020, 29(11): 147-153. (in Chinese)
- [6] 柴修伟, 李建国, 习本军, 等. 等体积空孔直眼掏槽槽腔形成过程及其分析[J]. 爆破, 2020, 37(4): 48-52.
- [6] CHAI Xiu-wei, LI Jian-guo, XI Ben-jun, et al. Formation process and analysis of cavity by burn cut with equal volume empty hole [J]. Blasting, 2020, 37(4): 48-52. (in Chinese)
- [7] 代碧波, 李怀宾, 张姝婧, 等. 深部采动影响下硬岩巷道围岩稳定性数值模拟研究[J]. 金属矿山, 2021(4): 70-75.
- [7] DAI Bi-bo, LI Huai-bin, ZHANG Shu-jing, et al. Numerical simulation on stability of surrounding rock in deep hard rock tunnel induced by mining [J]. Metal Mine, 2021(4): 70-75. (in Chinese)
- [8] 关振长, 朱凌枫, 俞伯林. 隧道掘进排孔爆破的精细化数值模拟[J]. 振动与冲击, 2021, 40(11): 154-162.
- [8] GUAN Zhen-chang, ZHU Ling-feng, YU Bo-lin. Fine numerical simulation of row-hole blasting in tunnel excavation [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(11): 154-162. (in Chinese)
- [9] 王远来, 史秀志, 王发民, 等. 地下矿山直眼掏槽爆破参数优化研究[J]. 矿冶工程, 2021, 41(5): 36-40.
- [9] WANG Yuan-lai, SHI Xiu-zhi, WANG Fa-min, et al. Optimization of blasting parameters of burn cut in underground mine [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2021, 41(5): 36-40. (in Chinese)
- [10] 方成成, 张义平, 池恩安, 等. 基于组合赋权-TOPSIS 的爆破方案优选[J]. 公路工程, 2021, 46(2): 65-70.
- [10] FANG Cheng-cheng, ZHANG Yi-ping, CHI En-an, et al. Blasting scheme optimization based on combination weighting-topsis [J]. Highway Engineering, 2021, 46(2): 65-70. (in Chinese)

英文编辑: 李立峰