

基于 WOA-SVM 模型的爆破振动预测研究^①

王鑫瑀¹, 曹鹏飞¹, 肖一清¹, 徐国权²

(1.河北钢铁集团矿业有限公司,河北唐山 063000; 2.东华理工大学地球科学学院,江西南昌 330000)

摘要: 将鲸鱼优化算法(WOA)与支持向量机(SVM)算法结合,建立了一个预测爆破振动的 WOA-SVM 混合模型,使用均方根误差和决定系数作为模型性能评价指标,基于司家营铁矿爆破振动数据,对比了 WOA-SVM 模型、SVM 模型、萨道夫斯基模型和 USBM 模型的预测结果,综合评估结果表明,WOA-SVM 模型在预测精度方面优于其他模型。

关键词: 爆破振动; 预测; 鲸鱼优化算法; 支持向量机; 司家营铁矿

中图分类号: TD235

文献标识码: A

doi:10.3969/j.issn.0253-6099.2023.04.010

文章编号: 0253-6099(2023)04-0048-04

Blasting Vibration Prediction Based on WOA-SVM Model

WANG Xinyu¹, CAO Pengfei¹, XIAO Yiqing¹, XU Guoquan²

(1.Hebei Iron & Steel Group Mining Co Ltd, Tangshan 063000, Hebei, China; 2.School of Earth Sciences, East China University of Technology, Nanchang 330000, Jiangxi, China)

Abstract: With support vector machine (SVM) optimized by whale optimization algorithm (WOA), a WOA-SVM hybrid model was established for predicting blasting vibration. Then, with root mean squared error and coefficient of determination as evaluation indices of the model, WOA-SVM model, SVM mode, Sadovsky's model and USBM model were compared based on the data of blasting vibration in Sijiaying Iron Mine. A comprehensive evaluation shows that the WOA-SVM model is superior to other models in terms of prediction accuracy.

Key words: blasting vibration; prediction; whale optimization algorithm (WOA); support vector machine (SVM); Sijiaying iron mine

随着爆破技术进步以及矿产资源需求量持续增加^[1],矿山生产爆破规模不断增大。爆破过程中,炸药爆炸所释放出的能量只有一小部分作用于岩石的破碎和位移,大部分能量则以爆破振动、空气冲击波、飞石和噪音的形式耗散。采区周围预留岩体受到爆破地震效应的作用,会引起结构损伤^[2]。以往的研究表明,质点峰值振动速度(PPV)是反映爆破振动的有效指标之一^[3-4]。为了应对爆破振动带来的挑战,人们根据现场测试结果,提出了各种经验模型,国外流行的是 USBM 公式,而国内应用较多的则是萨道夫斯基公式^[5]。这些经验模型被用于预测 PPV 以确定最大安全许用药量,从而把爆破振动控制在允许的阈值范围内^[6]。随着对爆破振动控制要求的提高,传统经验模

型已无法满足爆破振动准确预测的需要。因此,迫切需要开发更高精度的爆破振动预测模型。

随着机器学习技术快速发展,它的应用越来越广泛,并且能够解决许多工程实际中所遇到的复杂问题,且具有很高的准确性和鲁棒性。近年来,人工神经网络、支持向量机等机器学习方法已经广泛地应用到工程爆破领域^[7-11]。

支持向量机(SVM)基于结构风险最小化原理,在数据样本较小的情况下具有很好的泛化能力。考虑到 SVM 模型的性能取决于模型超参数的选择,为了确定模型最优超参数组合,使用鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)来优化 SVM 模型的超参数,本文根据司家营铁矿生产爆破数据,选择爆破振动

① 收稿日期: 2023-03-12

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(52008080)

作者简介: 王鑫瑀(1983—),男,吉林晖春人,硕士,高级工程师,主要从事采矿工程方面的研究。

通信作者: 徐国权(1983—),男,辽宁鞍山人,博士,讲师,主要从事爆破智能化、人工智能应用方面的研究。

主要影响因素最大单段药量和距离作为输入数据, PPV 作为输出数据, 建立爆破振动预测模型。

1 现场测试

研究地点选择河北钢铁集团所属司家营铁矿, 所用测试设备为成都泰测科技出品的 Blast-I 型爆破测振仪。为避免丢失监测数据, 使用石膏粉将传感器固定到地表, 并设置为全自动采集模式。现场测试期间, 对司家营铁矿生产爆破进行了 21 次振动测试, 共收集有效数据 50 组。表 1 给出了本研究所选用的参数及其范围。

表 1 爆破参数及其范围

参数名称	单位	最小值	最大值
距离	m	50	182
最大单段药量	kg	130	320
质点振动速度(PPV)	cm/s	0.01	2.9

2 支持向量机

SVM 最初是由 Vapnik 提出的一种机器学习方法, 用来解决函数逼近问题。它是一种基于统计学习理论的机器学习方法, 是目前回归领域的一种常用工具。

爆破振动预测实际上是一个函数拟合问题。对于拟合数据 $\{x_i, y_i\} (i=1, 2, \dots, n)$, 其中 $x_i \in R^n, y_i \in R$, 对于函数 $f(x) = w \cdot x + b$, 根据 SVM 理论, 拟合问题函数可表达为:

$$f(x) = w \cdot x + b = \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) K(x, x_i) + b \quad (1)$$

式中 a_i, a_i^* 和 b 可以通过求解后续二次优化问题得到。通常, 对于小部分样本, a_i, a_i^* 不为 0, 这一部分样本也被称为支持向量。

此时, 求解最优超平面的公式可表示为:

$$\begin{aligned} \text{Max: } w(a, a^*) = & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k [(a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*) K(x_i, x_j)] \\ & + \sum_{i=1}^k [y_i(a_i - a_i^*)] - \varepsilon \sum_{i=1}^k (a_i + a_i^*) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\text{s t } \begin{cases} \sum_{i=1}^k (a_i - a_i^*) = 0 \\ 0 \leq a_i, a_j^* \leq C, i = 1, 2, \dots, k \end{cases} \quad (3)$$

式中 C 为惩罚因子, 表示对样本过度误差的惩罚程度; $K(x_i, x_j)$ 是核函数, SVM 通过引入核函数巧妙地解决了高维空间的计算问题。

3 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法(WOA)是 Mirjalili 和 Lewis 于 2016 年提出的一种新颖的群智能优化算法^[12], 算法的灵感来源于座头鲸的社会行为。在 WOA 算法中, 螺旋泡-网捕食策略经过数学建模以执行优化过程。需要说明的是, 螺旋泡-网捕食策略是只有在座头鲸身上才能观察到的一种独特现象。在狩猎时, 鲸鱼会沿着圆形路径制造特殊的气泡, 以此来包围猎物。WOA 算法考虑当前最佳搜索代理位置是目标猎物或接近最优点, 其他搜索代理将努力更新自己的位置, 以成为最佳搜索代理。这种行为可用以下公式表示:

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (4)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (5)$$

式中 t 为当前迭代次数; X^* 为位置向量, 是到目前为止得到的最优解; X 为每个代理的位置向量; 系数 A 和 C 可以通过计算获得。

泡-网策略是收缩包围机制和螺旋更新位置两种数学建模的结合。座头鲸和猎物之间位置更新的数学方程可表示为:

$$X(t+1) = D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (6)$$

$$D' = |X^*(t) - X(t)| \quad (7)$$

式中 D' 为座头鲸和猎物之间的距离; b 为一个常数, 默认为 1; l 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。

座头鲸沿着螺旋形路径游动, 同时减小包围圈的范围。假设概率为 50%, 选择收缩包围运动或在算法迭代过程中模拟螺旋模型运动。这意味着:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D & (p < 0.5) \\ D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) & (p \geq 0.5) \end{cases} \quad (8)$$

式中 p 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

探索阶段, A 可以被用来搜索猎物, $A \geq |l|$, 并遵循以下两个条件:

$$D = |C \cdot X_{\text{rand}} - X| \quad (9)$$

$$X(t+1) = X_{\text{rand}} - A \cdot D \quad (10)$$

式中 X_{rand} 为随机位置向量。

4 模型开发

4.1 WOA-SVM 模型开发

为了建立 WOA-SVM 模型, 首先将现场收集到的爆破振动数据划分为两部分, 其中 35 组数据作为训练

集、15组数据作为测试集。训练集用来建立模型,测试集用于检验模型的性能。在模型建立之前,首先采用最大最小归一化来对数据进行标准化处理。

与其他机器学习算法相似,SVM的性能在很大程度上取决于超参数的选择,主要是核函数 K 、惩罚参数 C 以及 γ (选择径向基核函数后,其自带的一个参数)。 C 是一个正则化参数,控制着最大化边际和最小化训练误差之间的平衡。如果 C 太小,那么对训练数据的拟合压力就不够大;反之,则会导致训练数据过拟合。

使用WOA优化SVM时,首先需要设置优化算法的一些基本参数。这里设置WOA的种群规模为50,最大迭代次数为300,SVM核函数选择径向基核,需要优化的超参数分别为 C 和 γ 。设置上述2个超参数的搜索范围分别为0.001~100和0.01~100。WOA-SVM优化流程如图1所示。经过优化后得到的 C 和 γ 分别为78.294和0.51155。

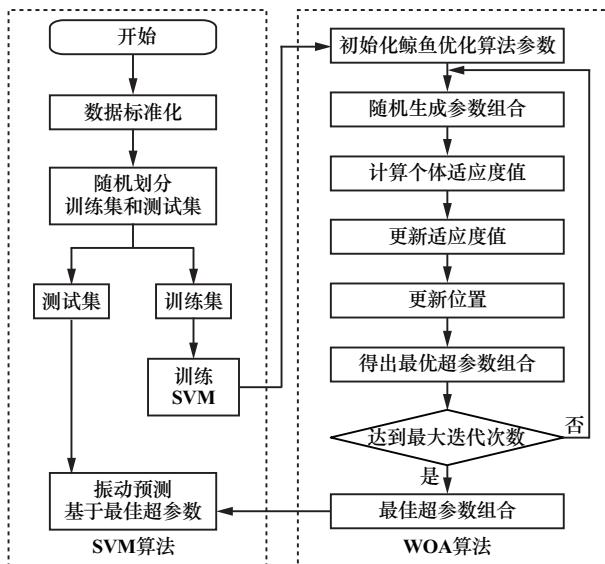


图1 WOA-SVM优化框架

4.2 经验模型开发

为了更好地评价所开发模型的预测性能,分别采用萨达夫斯基公式和USBM公式建立经验模型,其表达式为:

$$PPV = K \cdot \left(\frac{Q^{\frac{1}{3}}}{R} \right)^a \quad (11)$$

$$PPV = k \cdot \left(\frac{R}{Q^{\frac{1}{2}}} \right)^n \quad (12)$$

式中 PPV 为质点峰值速度; R 为观测点到爆源中心的距离; Q 为最大单段药量; K 、 a 、 k 和 n 分别为与场地有关的系数。计算得到2种经验模型的场地系数如表2所示。

表2 预测模型的场地系数

模型	K 或 k	a 或 n
萨道夫斯基	186 208.7	4.49
USBM	2 344.2	-4.35

5 结果与讨论

为了评价所开发的模型性能,选择两种常用的模型性能评价指标,分别为均方根误差($RMSE$)和决定系数(R^2)。其表达式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_a - y_p)^2} \quad (13)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_a - y_p)^2}{\sum_i (y_a - y_{\text{mean}})^2} \quad (14)$$

式中 N 为所使用数据的数量; y_a 和 y_p 分别为测量值和预测值; y_{mean} 为数据平均值。 $RMSE$ 和 R^2 的期望值分别为0和1。

表3给出了各模型的计算结果。可以看到,两种传统经验模型在训练和测试阶段的 $RMSE$ 均大于1,且 R^2 在训练阶段均在0.55左右,其中萨道夫斯基模型在测试阶段的 R^2 同训练阶段相差不大,而USBM模型的 R^2 则有明显提升,从0.555提高到0.703。总体来看,经验模型在本研究中的表现并不理想。反观SVM预测结果,训练和测试阶段的 $RMSE$ 分别为0.264和0.321, R^2 更是达到0.9以上,表现出很高的预测精度。与SVM模型相比,通过鲸鱼算法优化后的WOA-SVM模型,在训练和测试阶段的 $RMSE$ 仅0.25和0.293,明显小于SVM模型,且 R^2 也有小幅度的提高。

表3 各模型计算结果

模型	训练阶段		测试阶段	
	$RMSE$	R^2	$RMSE$	R^2
萨道夫斯基	1.216	0.549	1.454	0.577
USBM	1.249	0.555	1.117	0.703
SVM	0.264	0.901	0.321	0.943
WOA-SVM	0.25	0.908	0.293	0.946

图2给出了4个预测模型的预测值与测量值对比关系。可以看到,两种经验模型预测值与测量值偏差较大,SVM和WOA-SVM模型预测值与测量值更接近,其中又以WOA-SVM模型的预测值更接近测量值。总体来说,经过优化的WOA-SVM模型的预测精度优于SVM模型,并且机器学习模型的预测性能在本研究中要远远优于传统的经验模型。

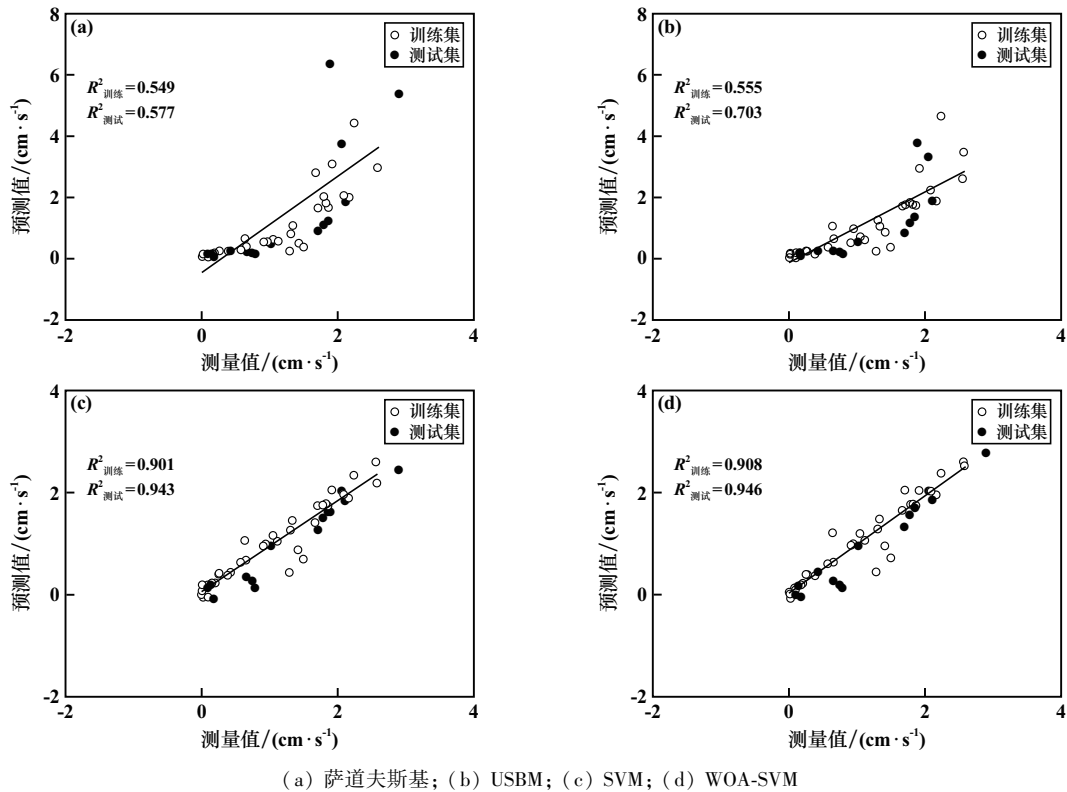


图2 测量值与预测值对比

6 结 论

将鲸鱼优化算法与支持向量机算法相结合,选择距离和最大单段药量作为模型输入参数,PPV 作为模型输出参数,使用均方根误差和决定系数作为评价模型性能的指标,对司家营铁矿生产爆破所产生的爆破振动进行了预测。共收集了 50 组爆破振动数据,整个数据集被随机划分为训练集和测试集,其中 35 组数据用于训练模型、15 组数据用于测试模型,结果表明,与 SVM 模型及传统经验模型相比,WOA-SVM 模型表现出了更高的预测精度,获得了更低的 $RMSE$ (0.293) 和更高的 R^2 (0.946)。表明本文提出的 WOA-SVM 模型优于其他模型。鲸鱼优化算法是确定 SVM 模型最佳超参数组合的有效工具,WOA-SVM 可以作为一种新的混合模型用于爆破振动预测。

参考文献:

- [1] 张志毅,杨年华,卢文波,等. 中国爆破振动控制技术的新进展[J]. 爆破, 2013,30(2):25-32.
- [2] 张爱卿,王贻明,王少勇,等. 拜什塔木铜矿爆破开采软岩巷道围

岩损伤规律研究[J]. 矿冶工程, 2020,40(6):13-16.

- [3] 刘华丽,刘影,谢全民. 爆破地震效应影响因素评估分析[J]. 爆破, 2020,37(1):147-151.
- [4] 何梦,陈金,张家兆,等. 岩石场地爆破振动衰减模型及减隔振效应研究[J]. 矿冶工程, 2021,41(6):120-125.
- [5] 李夕兵. 凿岩爆破工程(第二版)[M]. 长沙:中南大学出版社, 2015.
- [6] 罗忆,卢文波,陈明,等. 爆破振动安全判据研究综述[J]. 爆破, 2010,27(1):15-22.
- [7] 谢超群,李启月,刘玉丰,等. 基于 SVR 的隧道掘进光面爆破效果预测模型[J]. 矿冶工程, 2022,42(2):28-31.
- [8] 史秀志. 爆破振动信号时频分析与爆破振动特征参量和危害预测研究[D]. 长沙:中南大学资源与安全工程学院, 2007.
- [9] 岳中文,吴云霄,魏正,等. 基于 PSO-LSSVM 模型的露天矿爆破振动效应预测[J]. 工程爆破, 2020,26(6):1-8.
- [10] 胡业红,何梦,周参军,等. 基于 GA-BP 神经网络的毫秒延时爆破振动速度预测研究[J]. 中国矿业, 2022,31(2):72-77.
- [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.
- [12] Mirjalili S A, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016,95:51-67.

引用本文: 王鑫瑀,曹鹏飞,肖一清,等. 基于 WOA-SVM 模型的爆破振动预测研究[J]. 矿冶工程, 2023,43(4):48-51.