

doi:10.3969/j.issn.1001-8352.2022.02.008

基于 KPCA-WOA-ELM 的爆破飞石距离预测^{*}

陈 资 李 昌

广东理工学院工业自动化系(广东肇庆,526100)

[摘 要] 为提高爆破飞石距离预测的精度和效率,构建了一种基于核主成分分析法(KPCA)和鲸鱼算法(WOA)优化的极限学习机(ELM)爆破飞石距离预测模型。以国内某露天煤矿爆破工程为例,选取影响爆破飞石距离的7个因素。通过KPCA对影响因素间非相关性关系进行降维,提取出包含原始信息95.76%的4个主成分作为模型输入。然后,采用WOA对ELM进制参数寻优,避免了局部最优解问题。结果表明,KPCA-WOA-ELM模型的平均相对误差、均方根误差 R_{MSE} 、决定系数 R^2 和平均绝对误差 R_{MAE} 分别为4.271%、6.681、0.985和6.413,均优于对比模型。说明该模型可实现对爆破飞石距离的准确预测,为确定爆破作业中的爆破安全区提供依据。

[关键词] 爆破;飞石距离;KPCA-WOA-ELM;预测;露天煤矿

[分类号] TD235.41;TD824.2

Prediction of Blasting Flyrock Distance Based on KPCA-WOA-ELM

CHEN Zi, LI Chang

Department of Industrial Automation, Guangdong Polytechnic College (Guangdong Zhaoqing, 526100)

[ABSTRACT] In order to improve the prediction accuracy and efficiency of blasting flyrock distance, a prediction model of blasting flyrock distance based on kernel principal component analysis (KPCA) and extreme learning machine (ELM) and optimized by a whale optimization algorithm (WOA) was established. Taking a blasting operations in open-pit coal mine as an example, seven influencing factors of blasting flyrock distance were selected. KPCA was used to reduce the dimension of the non-correlation relationship between the influencing factors, and four principal components containing 95.76% of the original information were extracted as the model input. Then, WOA was used to optimize the ELM system parameters to avoid the problem of local optimal solution. Results indicate that the average relative error, root mean square error R_{MSE} , coefficient of determination R^2 and average absolute error R_{MAE} of KPCA-WOA-ELM model are 4.271%, 6.681, 0.985 and 6.413, respectively, which are better than those of the comparison model. KPCA-WOA-ELM model can accurately predict blasting flyrock distance, and it could provide a basis for determining the blasting safety zone in blasting operation.

[KEYWORDS] blasting; flyrock distance; KPCA-WOA-ELM; prediction; open-pit coal mine

引言

爆破飞石是由爆炸能量突然引起的抛掷泥土和岩石碎片^[1]。飞散到爆破安全区以外的飞石容易造成爆破周边地区工作人员伤亡、建(构)筑物以及机械设备损坏^[2]。根据调查统计,20%~40%的爆破相关事故是由飞石引起的^[3]。因而,在工程爆破前实现对爆破飞石距离的精准预测、确定合理的爆破安全区域显得十分重要。

爆破飞石距离受到岩石性质、爆破设计参数、炸药参数等众多因素影响^[4]。而基于传统经验公式法预测爆破飞石距离方法考虑的影响因素少,且无法描述各个因素之间复杂的、不确定性的非线性关系,所以预测准确性不高^[5]。鉴于此,一些学者以机器语言算法为基础理论预测飞石距离,包括BP神经网络^[6]、Elman神经网络^[7]、深度神经网络(DNN)^[8]、粒子群算法优化的人工神经网络(PSO-ANN)^[9]、支持向量回归和灰狼算法组合算法(SVR-GWO)^[10]等。以上方法对爆破飞石距离的预测取得

^{*} 收稿日期:2021-07-12

基金项目:广东省科技创新战略专项资金立项项目(pdjh2021b0595)

第一作者:陈资(1995-),男,硕士,讲师,主要从事爆炸安全的研究。E-mail:czy826_1@163.com

了一定成果,但是大部分方法采用过多关联因素进行分析,增加了预测模型的复杂度和冗余度,降低了预测效率和准确性。

综上所述,针对影响因素间存在非线性关系的特征,利用核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)方法筛选出包含主要信息的主成分作为预测模型输入变量,并通过全局搜索能力强的鲸鱼算法(whale optimization algorithm, WOA)对极限学习机(extreme learning machine, ELM)的主要参数进行优化,克服 ELM 易陷入局部最优解的缺点,最终建立 KPCA-WOA-ELM 爆破飞石预测模型,为爆破安全防护工作提供新方法。

1 基础理论

1.1 核主成分分析(KPCA)法

KPCA 是一种在主成分分析法基础上改进的线性主元分析方法。其基本思想是将低维样本数据通过核函数非线性映射到高维空间,然后对样本数据在高维度进行线性降维^[11]。KPCA 能在不丢失原始样本信息的基础上最大限度处理非线性数据,在非线形样本数据特征提取问题上得到广泛应用^[12-13]。KPCA 原理和具体步骤参见文献[14]。

1.2 鲸鱼算法(WOA)

WOA 是一种新型的启发式搜索优化算法。其主要思路是模拟鲸鱼包围猎物、猎杀猎物、搜索猎物等一系列狩猎行为,最终获得猎物的坐标位置,即最优解^[15]。

在捕食行为中,鲸鱼会通过收缩包围猎物,其不断迭代过程可以通过以下数学模型描述:

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)|; \quad (1)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D; \quad (2)$$

$$A = 2a \cdot r - a; \quad (3)$$

$$C = 2r; \quad (4)$$

$$a = 2 \left(1 - \frac{t}{t_{\max}} \right). \quad (5)$$

式中: D 为鲸鱼与猎物间的向量距离; X 和 X_p 分别表示鲸鱼和猎物的位置向量; t 为当前的迭代次数; r 为随机向量; A 为系数向量,用于判断算法离最优解的距离; C 是包含 $[0,2]$ 随机值系数的向量,用于增加狩猎过程随机性,避免算法得到局部最优解; a 为收敛因子; t_{\max} 为最大迭代次数。

另外,依据猎物所处的位置使用螺旋方程来更新鲸鱼的位置:

$$D' = |X_p(t) - X(t)|; \quad (6)$$

$$X(t+1) = D' \cdot e^{bl} \cdot \cos 2\pi l + X_p(t). \quad (7)$$

式中: D' 为捕食时的鲸鱼与猎物间的向量距离; b 为螺旋形状的常数; l 为 $[-1,1]$ 之间的随机数。

鲸鱼在捕食过程中会同时通过收缩包围猎物和螺旋形状绕着猎物游动,鲸鱼位置通过以上 2 种方法的 50% 概率来获取:

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

1.3 极限学习机(ELM)

ELM 是在单隐层前馈神经网络基础上改进的新型智能学习算法,ELM 设置参数少、学习速度快、泛化能力好、对非线性样本数据具有较好适用性,被广泛应用于各种预测、分类和回归问题。

对于输入层神经元个数为 n 、隐含层的节点个数为 L 、输出层神经元个数为 m 的 ELM 结构网络,给定训练样本 (x_j, t_j) 、输入向量 $x_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T$ 、期望输出向量 $t_j = [t_{j1}, t_{j2}, \dots, t_{jm}]^T$,其中, $j = 1, 2, \dots, N$ 。则期望输出值为:

$$t_j = \sum_{i=1}^L \beta_i g(\omega_i \cdot x_j + b_i). \quad (9)$$

式中: ω_i 为输入权值矩阵; b_i 为隐含层神经元阈值; β_i 为输出权值; $g(x)$ 为激活函数。

将式(9)转换成行列式形式:

$$H\beta = T. \quad (10)$$

式中: H 为隐含层的输出矩阵; T 为目标期望输出矩阵。

输出权值矩阵 β 为:

$$\beta = H^+ T. \quad (11)$$

式中: H^+ 为矩阵 H 的 Moore-Penrose 广义逆矩阵。

2 KPCA-WOA-ELM 模型的建立

为提高爆破飞石预测结果的精度和效率,消除爆破飞石距离影响因素之间的非线性、强耦合和高冗余,解决 ELM 参数选择不足等问题,建立爆破飞石距离 KPCA-WOA-ELM 预测模型,具体流程如图 1 所示。

为了验证 KPCA-WOA-ELM 模型的预测性能,引入均方根误差 R_{MSE} 、决定系数 R^2 以及平均绝对误差 R_{MAE} 作为模型评价指标,计算公式如下:

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y - y')^2}; \quad (12)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y - y')^2}{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2}; \quad (13)$$

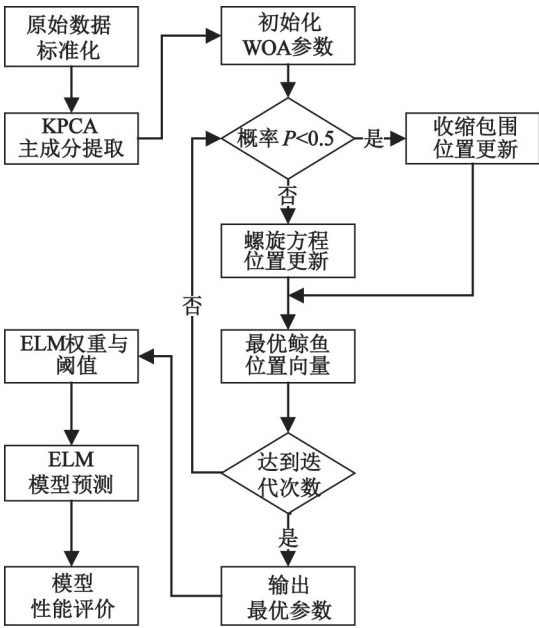


图 1 KPCA-WOA-ELM 模型流程图

Fig. 1 Flow chart of KPCA-WOA-ELM model

$$R_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y - y'|。$$
 (14)

式中： y 、 y' 、 \bar{y} 分别是爆破飞石距离真实值、预测值和真实值的平均值。

3 实例分析

3.1 因素分析与数据获取

爆破飞石距离 D_f 与许多方面因素有关,如爆破参数、装药工艺、岩石性质等。合理选取影响因素是确保预测有效性的前提。通过参考国内外相关的文献以及咨询相关矿业专家和现场施工人员的具体意见,选取炮孔直径 d_b 、炮孔深度 h_D 、堵塞长度 L 、炮孔排距与孔距比 B/S 、最大段药量 m_C 、炸药单耗 Q

和岩石质量指标 R_{QD} 7 个主要影响因素对爆破飞石距离进行研究。选取某露天矿的 40 组监测数据作为原始样本集,如表 1 所示。

3.2 KPCA 降维

利用 KPCA 对原始数据样本集进行核主成分提取,各核主成分累计贡献率和特征值如图 2 所示。由图 2 可知,前 4 个主成分的累计贡献率已经达到 95.76%,故提取前 4 个核主成分 F_1 、 F_2 、 F_3 和 F_4 代替原来的 7 个影响因素,降维后的样本数据如表 2 所示。

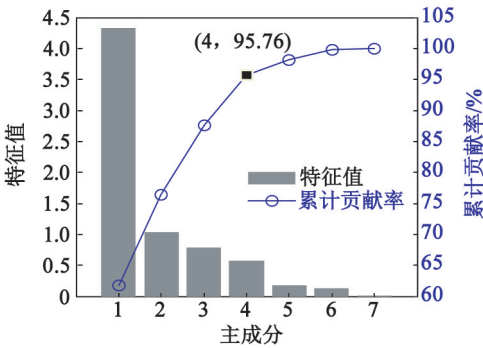


图 2 各核主成分累计贡献率和特征值

Fig. 2 Cumulative contribution rate and eigenvalues of each nuclear principal component

3.3 模型训练及结果分析

将得到的 4 个主成分作为预测模型输入变量,以爆破飞石距离为输出变量,并选取 KPCA 重构后的数据中前 80% 作为预测模型的训练样本,剩余 20% 作为测试样本。

模型中相关参数设定:ELM 模型中隐含层激励函数为 Sigmoid 函数,输入层神经元个数为 1,隐含层的节点个数为 6,输出层神经元个数为 1;WOA 算法中,鲸鱼种群规模为 30,最大迭代次数为 200。

表 1 原始样本参数

Tab. 1 Data of original samples

序号	d_b/m	h_D/m	B/S	L/m	m_C/kg	$Q/(kg \cdot m^{-3})$	$R_{QD}/\%$	D_f/m
1 [#]	75.000	14.122	0.532	1.575	68.915	0.658	61.214	136.722
2 [#]	150.000	26.821	0.811	4.072	530.210	0.967	90.850	266.629
3 [#]	75.000	16.446	0.538	1.995	79.534	0.511	66.148	158.845
4 [#]	89.000	14.618	0.857	2.217	97.088	0.697	61.214	126.157
5 [#]	75.000	16.241	0.564	3.480	79.549	0.837	66.147	192.388
6 [#]	75.000	16.732	0.627	1.538	79.552	0.759	66.154	157.924
7 [#]	75.000	16.454	0.458	2.193	79.537	0.873	66.151	163.840
8 [#]	115.000	13.796	0.875	3.470	149.588	0.602	58.742	133.553
...
40 [#]	75.000	11.055	0.428	1.439	53.104	0.507	53.796	67.665

表 2 降维后的样本数据

Tab.2 Sample data after dimensionality reduction

序号	F_1	F_2	F_3	F_4
1 [#]	0.460	0.085	0.019	0.237
2 [#]	0.410	-0.066	-0.495	-0.162
3 [#]	0.324	-0.019	0.783	0.269
4 [#]	0.436	0.153	-0.092	0.211
5 [#]	0.460	0.020	-0.239	0.136
6 [#]	0.335	-0.126	0.274	-0.867
7 [#]	0.040	-0.974	-0.034	0.174

为验证 KPCA-WOA-ELM 模型在爆破飞石距离预测中的可靠性和有效性,对原始样本数据分别建立 WOA-ELM 和 PSO-ELM 模型,并对 3 种模型预测结果进行分析。3 种模型预测的迭代过程、预测结果以及相对误差对比分别如图 3、表 3 和图 4 所示。

由图3可知,相较于使用PSO-ELM,使用WOA-ELM收敛速度更快,并且经过KPCA降维,同样也能提高收敛效率。由表3可知,KPCA-WOA-ELM、WOA-ELM和PSO-ELM模型的平均相对误差分别为4.271%、5.998%和8.997%,说明在相同的条件

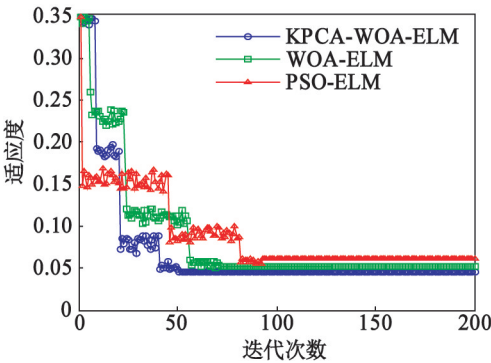


图 3 不同模型的迭代过程曲线

Fig.3 Iteration process curves of different models

表 3 飞石距离预测结果

Tab.3 Prediction results of flyrock distance

样本 编号	真实值/m	KPCA-WOA-ELM		WOA-ELM		PSO-ELM	
		预测值/m	相对误差/%	预测值/m	相对误差/%	预测值/m	相对误差/%
33 [#]	117.632	124.860	6.145	127.317	8.234	129.196	9.831
34 [#]	170.315	179.732	5.529	180.951	6.245	157.214	7.692
35 [#]	168.202	175.195	4.157	161.116	4.213	179.196	6.536
36 [#]	138.911	143.249	3.123	143.859	3.562	145.629	4.836
37 [#]	146.980	153.806	4.644	154.998	5.455	157.691	7.287
38 [#]	270.694	278.335	2.823	283.644	4.784	285.395	5.431
39 [#]	176.435	182.312	3.331	166.163	5.822	151.699	14.020
40 [#]	67.665	70.651	4.413	74.207	9.668	78.721	16.340
平均值	157.104	163.517	4.271	161.532	5.998	160.593	8.997

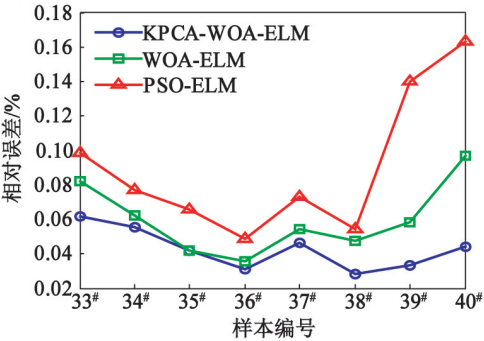


图 4 不同模型相对误差对比

Fig.4 Comparison of relative errors of different models

下,KPCA-WOA-ELM 模型预测精度更高。并且由图 4 可知,KPCA-WOA-ELM 模型相对误差曲线的波动最小,证明了该模型预测结果稳定性更强。

为了深入比较 3 种模型预测效果,采用均方根误差、决定系数以及平均绝对误差作为评判指标,结果如表 4 所示。分析表 4 可知:KPCA-WOA-ELM 模型的 R_{MSE} 和 R_{MAE} 分别为 6.681 和 6.413,显著优于其他模型;另外,该预测模型的 R^2 为 0.985,比 WOA-ELM 模型的和 PSO-ELM 的 R^2 更接近于 1,反映出 KPCA-WOA -ELM 模型拟合度更高,预测精度更好。

表 4 模型评价指标结果对比

Tab.4 Comparison of model evaluation index results

模型	R_{MSE}	R^2	R_{MAE}
KPCA-WOA-ELM	6.681	0.985	6.413
WOA-ELM	9.096	0.972	8.767
PSO-ELM	13.858	0.935	12.948

综上分析可知:在KPCA-WOA-ELM模型中,KPCA 能在保留原有信息的前提下,降低影响因素

之间信息的重叠;并且 WOA 算法能够克服 ELM 易陷入局部最优解的问题,提高模型预测精度和效率,使得预测值更贴近于真实值。

4 结论

- 1)选取影响爆破飞石距离的 7 个主要因素,在不遗失原始样本信息的前提下,通过 KPCA 筛选出包含主要信息的 4 个主成分,降低了样本数据间的耦合性和冗杂性,有效提高模型的预测效率和精度。
- 2)使用 WOA 算法对 ELM 参数进行寻优,解决了传统 ELM 参数人工选择具有盲目性、收敛速度慢、容易陷入局部最优等问题,强化了模型学习能力和泛化能力。
- 3)应用实例结果表明,KPCA-WOA-ELM 预测模型的各项评价指标均优于 WOA-ELM 和 PSO-ELM 模型。该模型的提出为爆破飞石距离预测提供了一种更为可行的新思路。

参 考 文 献

[1] KALAIVAANI P T, AKILA T, TAHIR M M, et al. A novel intelligent approach to simulate the blast-induced flyrock based on RFNN combined with PSO[J]. Engineering with Computers, 2020, 36(2): 435-442.

[2] FATTAHI H , HASANIPANAH M . An integrated approach of ANFIS-grasshopper optimization algorithm to approximate flyrock distance in mine blasting[J]. Engineering with Computers, 2021,37(7): 1-13.

[3] YE J, KOOPIALIPOOR M, ZHOU J, et al. A novel combination of tree-based modeling and monte carlo simulation for assessing risk levels of flyrock induced by mine blasting[J]. Natural Resources Research, 2020, 30(3): 225-243.

[4] DEHGHANI H, SHAFAGHI M. Prediction of blast-induced flyrock using differential evolution algorithm [J]. Engineering with Computers, 2017, 33(1): 149-158.

[5] YARI M, BAGHERPOUR R, JAMALI S, et al. Development of a novel flyrock distance prediction model using BPNN for providing blasting operation safety[J]. Neural Computing and Applications, 2016, 27(3): 699-706.

[6] 刘庆,张光权,吴春平,等. 基于 BP 神经网络模型的爆破飞石最大飞散距离预测研究[J]. 爆破,2013,30(1): 114-118.

LIU Q, ZHANG G Q, WU C P, et al. Research on ma-

ximum distance prediction of blast flyrock based on BP neural network [J].Blasting, 2013, 30(1): 114-118.

[7] 陈建宏,彭耀,邬书良. 基于灰色 Elman 神经网络的爆破飞石距离预测研究[J]. 爆破,2015,32(1):151-156.

CHEN J H, PENG Y, WU S L, et al. Prediction of blasting flyrock distance based on Elman neural network[J]. Blasting, 2015,32(1):151-156.

[8] GUO H Q, ZHOU J , KOOPIALIPOOR M, et al. Deep neural network and whale optimization algorithm to assess flyrock induced by blasting[J]. Engineering with Computers, 2021, 37(4): 173-186.

[9] ZHOU J, KOOPIALIPOOR M, MURLIDHAR B R, et al. Use of intelligent methods to design effective pattern parameters of mine blasting to minimize flyrock distance [J]. Natural Resources Research, 2020, 29(11): 625-639.

[10] ARMAGHANI D J, KOOPIALIPOOR M, BAHRI M, et al. A SVR-GWO technique to minimize flyrock distance resulting from blasting[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2020, 79(3): 4369-4385.

[11] 肖鹏,谢行俊,双海清,等. 基于 KPCA-CMGANN 算法的瓦斯涌出量预测研究[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(5): 39-47.

XIAO P, XIE X J, SHUANG H Q, et al. Prediction of gas emission quantity based on KPCA-CMGANN algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(5): 39-47.

[12] GHARAHBAGHERI H, IMTIAZ S, KHAN F. Combination of KPCA and causality analysis for root cause diagnosis of industrial process fault[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2017, 95(8): 1497-1509.

[13] ROOPA H, ASHA T. Feature extraction of chest X-ray images and analysis using PCA and KPCA[J]. International Journal of Electrical and Computer Engineering, 2018, 8(5): 3392-3398.

[14] 毛志勇,黄春娟,路世昌,等. 基于 KPCA-MPSO-ELM 的矿井突水水源判别模型[J]. 中国安全科学学报, 2018,28(8):111-116.

MAO Z Y, HUANG C J, LU S C, et al. KPCA-MPSO-ELM based model for discrimination of mine water inrush source[J]. China Safety Science Journal, 2018, 28(8): 111-116.

[15] 李鹏,常思婕. 鲸鱼优化算法下气体泄漏源波达方向估计法[J]. 中国安全科学学报,2021,31(3):19-27.

LI P, CHANG S J. DOA method of gas leakage source based on WOA [J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(3): 19-27.