

基于 GA-BP 神经网络的矿井粉尘浓度预测

周昌微, 谢贤平, 都喜东

(昆明理工大学 国土资源工程学院, 昆明 650093)

摘要: 为准确预测矿井粉尘浓度, 有效防治矿井粉尘危害, 运用遗传算法优化的 BP 神经网络预测模型(GA-BP 模型)对某矿山工作面时间序列粉尘浓度进行预测, 以预测结果的相对误差、平均绝对百分比误差来评判模型的预测准确性。再利用 BP 神经网络预测模型、卷积神经网络预测模型(CNN 模型)的预测结果同 GA-BP 预测模型的预测结果进行对比验证, 以均方根误差来评价三种模型的预测效果。结果表明, 应用 GA-BP 预测模型, 相对误差最大为 4.27%, 最小为 0.14%, 相对误差都在 10% 以内, 预测样本的平均绝对百分比误差(MAPE)小于 10%, 达到了高精度预测要求。CNN、BP、GA-BP 三种预测模型的 RMSE 值分别为 1.100 7、1.000 8、0.935 4, GA-BP 预测模型对于该矿山工作面粉尘浓度预测效果最好。实现了利用 GA-BP 神经网络预测模型对只有单一时间影响因素且样本数量较少条件下的矿井粉尘浓度预测。

关键词: 矿井; 粉尘浓度; 时间序列; 遗传算法; 神经网络; GA-BP 模型; 均方根误差; 预测

中图分类号: TD714

文献标志码: A

文章编号: 1671-4172(2023)06-0088-06

Prediction of mine dust concentration based on GA-BP Neural Network

ZHOU Changwei, XIE Xianping, DU Xidong

(Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract: In order to accurately predict the mine dust concentration and effectively prevent and control the mine dust hazard, the BP neural network prediction model(GA-BP model) optimized by the genetic algorithm was used to predict the dust concentration in a mine working face time series. The prediction accuracy of the model was evaluated by the relative error and the average absolute percentage error of the prediction results. By using the BP neural network prediction model, the prediction results of the convolutional neural network prediction model(CNN model) and the GA-BP prediction model were compared and verified, and the root-mean-square error was used to evaluate the prediction effect of the three models. The results show that the maximum relative error of the GA-BP prediction model is 4.27%, the minimum is 0.14%, the relative error is less than 10%, the average absolute percentage error (MAPE) of the predicted sample is less than 10%, which meets the requirement of high precision prediction. The RMSE values of CNN, BP, and GA-BP are 1.100 7, 1.000 8, and 0.935 4, respectively. The GA-BP prediction model has the best effect on the dust concentration prediction of the mine working face. The use of the GA-BP neural network prediction model to predict mine dust concentration under the condition of only a single time influencing factor and a small sample size is realized.

Key words: mine; dust concentration; time series; Genetic algorithm; neural network; GA-BP model; root mean square error; forecast

矿石资源是国民经济发展的重要支柱和基础, 随着中国经济社会的快速发展, 对矿石资源的消耗

量也快速增长^[1]。矿石在开采运输过程中会产生大量粉尘, 在矿山机械化程度提高的同时, 矿山粉尘浓度也随之增加。当矿井粉尘达到一定浓度时, 会造成爆炸, 甚至使井下的大灾进一步酿成; 矿井粉尘会使长期与粉尘接触的作业人员增加患尘肺病的风险, 危害地下矿井工作人员的健康^[2-5]; 同时矿井粉尘会使矿山各种机械设备加速磨损, 使各种高

收稿日期: 2023-03-27

基金项目: 云南省基础研究计划项目(202101BE070001-039); 云南省教育厅科学研究基金项目(2022J0055)

作者简介: 周昌微(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为矿井通风、安全工程, E-mail: 1655460339@qq.com。

精密仪器寿命缩短,从而使矿山的开采成本提高。因此,准确预测矿山工作面粉尘浓度对保障矿山安全生产、降低矿山开采成本、保护职工身体健康等至关重要。

相关文献表明,目前学者们主要采用机器学习模型和算法优化的机器学习模型对矿井粉尘浓度进行预测,如:赵广元等^[6]利用粒子群算法优化 BP 神经网络预测模型,对综采工作面的粉尘浓度进行了合理预测。周旭等^[2]提出了一种基于非线性自回归模型来预测矿井粉尘浓度。王布川^[7]采用 LMBP 神经网络对煤巷综掘工作面的粉尘浓度进行预测。李德根等^[8]建立了熵权法 RBF 神经网络截割粉尘浓度预测模型,并准确地预测了掘进工作面的粉尘浓度。张易容^[9]利用循环神经网络对哈尔乌素露天煤矿的粉尘浓度进行了准确预测。王月红等^[4]建立了 ARIMA 粉尘浓度预测模型来预测矿井粉尘浓度。王雅宁^[10]利用随机森林-马尔可夫模型对露天煤矿的粉尘浓度进行了预测研究。霍文等^[11]利用随机森林算法为基础,建立了在环境影响因素下的粉尘质量浓度预测模型。上述模型在预测矿井粉尘浓度时,在基于时间序列的条件下,对多因素共同作用下的矿井粉尘浓度预测研究较多,但对仅有单一时间影响因素的矿井粉尘浓度时间序列预测研究较少,同时上述模型对样本数量多的时间序列预测研究较多,而对样本数量较少的时间序列预测研究较少。

针对上述研究中存在的问题,本文采用遗传算法优化的 BP 神经网络预测模型,预测某矿山工作面粉尘浓度,只有单一时间影响因素,且样本数据只有 47 组,再运用卷积神经网络预测模型和 BP 神经网络预测模型预测该矿山工作面粉尘浓度。最终,对上述三种预测模型的预测值与理论值的绝对误差、相对误差和均方根误差进行比较,得出适用于该矿山工作面粉尘浓度预测的最优模型,为该矿山工作面的粉尘浓度值提供一个合理的参考值,以便更好地预防和控制矿井粉尘危害。

1 模型理论基础

1.1 BP 神经网络预测模型

BP 神经网络(Back-Propagation Neural Network)又称反向传播神经网络,是一个前馈型多层感知器网络^[12],通常由一个输入层、一个输出层和若干个隐含层组成^[13-14]。

在本次矿井粉尘浓度预测中,该矿山工作面粉

尘浓度原始数据仅有单一时间影响因素,无其他影响因素,故本次输入层节点数为 1,通过在 MATLAB 2018A 中运行测试结果表明,前 15 个历史数据作为自变量,预测结果更为准确,故将此前 15 个历史数据作为输入层。

隐含层神经元数目目前由经验公式估算:

$$p = \sqrt{m+t} + a \quad (1)$$

式中: p —隐含层节点数量; m —输入层节点数量; t —输出层节点数量; a —1~10 间的整数。

通过对相对误差最小的逐个尝试进行比较,最终确定 5 层为隐含层的最佳层数。

神经网络中各层间的信号传递函数选用 Sigmoid 函数,将信号非线性映射到(0,1)区间内。

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (2)$$

隐含层神经元和输出层神经元的输入、输出表达式为:

$$I_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} - \theta_j \quad (3)$$

$$O_j = f(I_j) = 1/(1 + e^{-I_j}) \quad (4)$$

式中: I_j —隐含层或输出层第 j 个神经元的输入; ω_{ij} —从上一层第 i 个神经元输出到隐含层或输出层第 j 个神经元的权重; θ_j —隐含层或输出层第 j 个神经元的阈值; O_j —隐含层或输出层第 j 个神经元的输出; $f(x)$ —传递函数; n —上一层神经元的数量。

均方误差(Mean Square Error, MSE)函数通过模型输出与真实值误差平方和的平均值与目标误差进行比较,判断下一步的计算过程,同时该函数也是神经网络中经常用到的性能函数。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (out_k - \hat{o}_k)^2 \quad (5)$$

式中: E —总体均方误差; m —输出神经元节点数量; out_k —输出层第 k 个神经元的实际输出; $\hat{o}_k$ —输出层第 k 个神经元的期望输出。

误差修正过程中的权值采用梯度下降法确定,隐含层和输出层权重修正过程的具体数学表达式如下:

$$\Delta \omega_{jk}(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}(n)} \quad (6)$$

$$\omega_{jk}(n+1) = \omega_{jk}(n) + \Delta \omega_{jk}(n+1) \quad (7)$$

式中: η —学习因子; E —误差; $\Delta \omega_{jk}(n+1)$ —权重修正值; $\omega_{jk}(n)$ 、 $\omega_{jk}(n+1)$ —更新前后的权重。阈值的更新理论和权重类似,逐层向前调整权重与阈值矩阵。

1.2 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm,GA)是 Holland 教授提出的解决寻优问题的算法,结合了达尔文的进化论和孟德尔的遗传学思想,具有更好的适应性和全局寻优能力^[15-16]。由于 BP 神经网络的收敛速度和精确度受初始权重和阈值的影响,为避免传统 BP 神经网络受随机初始权重和阈值的影响而陷入局部最优,提高收敛速度和节约计算成本,BP 神经网络模型的初始权重和阈值采用 GA 算法进行优化,对 BP 神经网络的参数进行优化,从而得到最优参数值,对于 BP 神经网络的预测精确度和学习效果都能起到很好的改善作用。在机器学习、组合优化、信号处理等领域,这一算法得到了人们的普遍认可。

遗传算法优化 BP 神经网络的流程包括种群初始化、适应度函数、选择操作、交叉操作和变异操作,算法流程如图 1 所示,GA-BP 预测模型主要结构参数如表 1 所示。

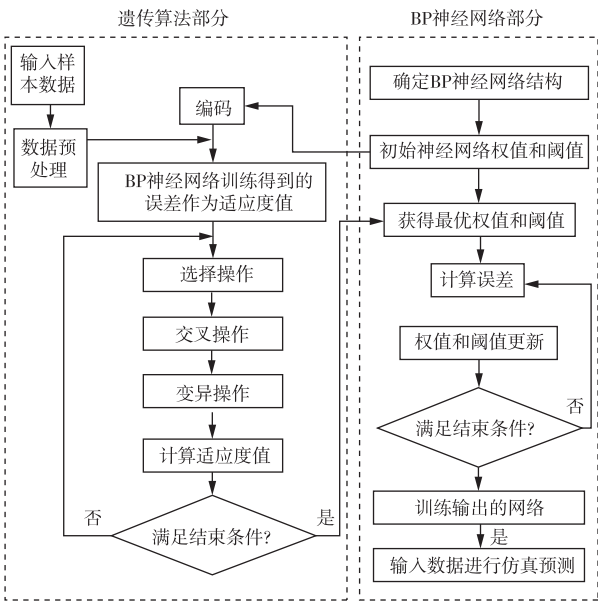


图 1 GA-BP 神经网络预测模型流程图

Fig. 1 GA-BP neural network prediction model flow chart

表 1 GA-BP 预测模型主要结构参数

Table 1 Main structural parameters of GA-BP prediction model

最大迭代次数	误差阈值	学习率	遗传代数	种群规模	交叉概率/%	变异概率/%
1 000	1E-6	0.01	50	5	90	5

2 矿井工作面粉尘浓度预测及结果分析

2.1 原始数据准备

该粉尘浓度原始数据来自某矿山 5424 工作

面^[2],选用某天 9:31~10:17 之间的 47 组粉尘浓度数据,具体见表 2。

将表 2 中与每一个时间点对应的粉尘浓度导入到 MATLAB 中,画出粉尘浓度时序图,如图 2 所示。

表 2 原始数据

Table 2 Raw data

时间	粉尘浓度/ (g·cm ⁻³)	时间	粉尘浓度/ (g·cm ⁻³)	时间	粉尘浓度/ (g·cm ⁻³)	时间	粉尘浓度/ (g·cm ⁻³)
9:31	19.61	9:43	31.37	9:55	15.69	10:07	43.14
9:32	17.65	9:44	34.32	9:56	23.53	10:08	34.31
9:33	15.69	9:45	19.61	9:57	27.45	10:09	35.29
9:34	24.02	9:46	22.55	9:58	23.04	10:10	36.27
9:35	23.53	9:47	23.53	9:59	27.45	10:11	35.29
9:36	33.82	9:48	21.57	10:00	27.94	10:12	33.33
9:37	37.26	9:49	15.69	10:01	21.57	10:13	31.37
9:38	45.59	9:50	22.55	10:02	26.96	10:14	31.37
9:39	58.82	9:51	27.45	10:03	35.29	10:15	31.37
9:40	47.55	9:52	20.59	10:04	30.88	10:16	29.41
9:41	62.75	9:53	23.53	10:05	23.53	10:17	27.45
9:42	43.14	9:54	23.53	10:06	34.31		

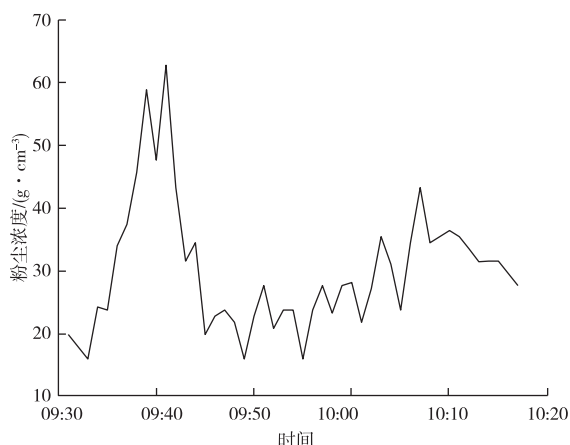


图2 粉尘浓度时序图

Fig. 2 Time sequence diagram of dust concentration

由图2可知:粉尘浓度在9:30~9:41之间呈现一波三折的上升态势,粉尘浓度在9:41达到顶峰后,大致呈下降趋势,一直持续到10:17。粉尘浓度随时间变化明显,且二者之间并非简单的线性关系,同时这一粉尘浓度也是随机的数列,具有很大的不稳定性。

2.2 模型预测

利用 GA-BP 模型预测矿山工作面粉尘浓度,所得的理论值与预测值基本趋于一致,7组数据相对误差均在5%以内,具体见表3。

表3 检验样本预测值和相对误差表

Table 3 Predicted values and relative errors of test samples

时间	理论值/ (g · cm ⁻³)	GA-BP 预测值/ (g · cm ⁻³)	相对误差/%
10:11	35.29	34.88	1.16
10:12	33.33	34.19	2.58
10:13	31.37	31.85	1.53
10:14	31.37	32.49	3.57
10:15	31.37	32.71	4.27
10:16	29.41	29.45	0.14
10:17	27.45	27.63	0.66

当前预测值精度分级^[17]的一般原则如表4所示,平均绝对百分比误差 MAPE 计算公式为:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |p_i| \quad (8)$$

式中: n —样本数据个数; p_i —相对百分比误差, %。

根据表3和公式(8)计算得出,7组预测检验样本平均绝对百分比误差(MAPE)为1.99% < 10%。根据表4,GA-BP预测模型属于高精度预测。同时也证明了GA-BP预测模型对于只有单一时间影响因素且在样本数量较少的情况下该矿山工作面粉尘浓度预测的可行性与有效性。

表4 一般精度预测划分表

Table 4 General accuracy prediction division table

MAPE/%	预测等级
<10	高精度预测
10~20	好的预测
>20~50	可行的预测
>50	不可行的预测

2.3 模型对比

不同模型的预测结果如表5、表6、图3和图4所示。

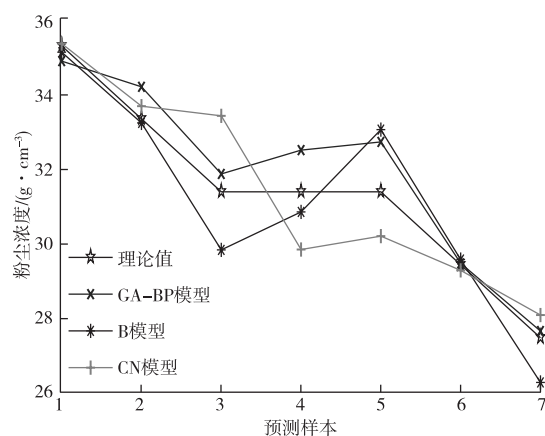


图3 各模型预测结果对比图

Fig. 3 Comparison of prediction results of each model

表5 模型预测结果

Table 5 Model prediction results

时间	理论值/ (g · cm ⁻³)	预测值/(g · cm ⁻³)			绝对误差/(g · cm ⁻³)			相对误差/%		
		GA-BP	BP	CNN	GA-BP	BP	CNN	GA-BP	BP	CNN
10:11	35.29	34.88	35.12	35.35	0.41	0.17	0.06	1.16	0.48	0.17
10:12	33.33	34.19	33.22	33.67	0.86	0.11	0.34	2.58	0.33	1.02
10:13	31.37	31.85	29.81	33.41	0.48	1.56	2.04	1.53	4.97	6.50
10:14	31.37	32.49	30.83	29.82	1.12	0.54	1.55	3.57	1.72	4.94
10:15	31.37	32.71	33.04	30.18	1.34	1.67	1.19	4.27	5.32	3.79
10:16	29.41	29.45	29.55	29.26	0.04	0.14	0.15	0.14	0.48	0.51
10:17	27.45	27.63	26.25	28.06	0.18	1.20	0.61	0.66	4.37	2.22

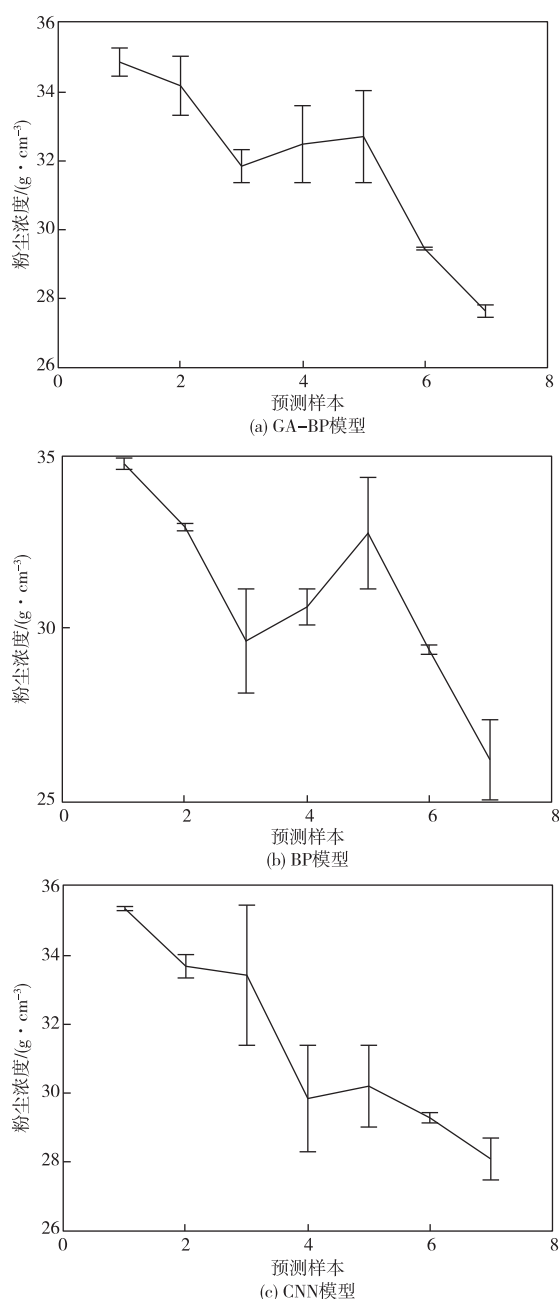


图4 各模型预测结果误差条图

Fig. 4 Error bars of prediction results of each model

表6 各模型 RMSE 值

Table 6 RMSE values of each model

模型类别	RMSE
GA-BP	0.935 4
BP	1.000 8
CNN	1.100 7

通过表5和图3可以看出,对于该矿工作面的粉尘浓度预测,CNN预测模型、BP预测模型和GA-BP预测模型都取得了比较好的预测效果。这三种神经网络机器学习模型预测值和理论值之间的最大绝对误差为 2.04 g/cm^3 ,最小绝对误差仅有 0.04 g/cm^3 。

同时上述三种模型的预测值与理论值之间的相对误差最大为 6.50% ,最小为 0.14% ,且均在 10% 以内,表明上述三个模型合理地预测了该矿山工作面粉尘浓度变化趋势,且在某一时间段内,仅有单一时间影响因素,上述三种模型均能较好地预测粉尘浓度的变化趋势。

通过表5、表6可得,虽然上述三种模型都可以对单一时间影响因素时间序列的矿山工作面粉尘浓度做出较好的预测,但GA-BP时间序列预测模型更为精确,无论是其绝对误差、相对误差、RMSE值都要比CNN预测模型和BP预测模型更小,因此GA-BP预测模型对于样本数量较少、只有单一时间影响因素和某一时间段内矿山工作面粉尘浓度预测效果更优。

由图3、图4、表6可以得出,三种神经网络预测模型都较准确的预测了10:11~10:17这7分钟内的粉尘浓度,而且在10:11~10:13和10:15~10:17这两个时间段都表现出了较好的拟合性,预测的粉尘浓度变化趋势和实际粉尘浓度变化趋势基本保持一致,说明这三种神经网络模型预测模型对非平稳时间序列预测表现出了较好的拟合性和泛化性能。在10:13~10:15这个时间段内,粉尘浓度保持不变,都为 31.37 g/cm^3 ,该时间段内的粉尘浓度可视为平稳序列,在该时间段内,BP预测模型、CNN预测模型和GA-BP预测模型的预测值在该段时间内呈现出较大的波动性,在理论值上下波动较大,上述三种预测模型在该段时间内理论值与预测值之间的误差较大,表明上述三种神经网络预测模型对于非平稳时间序列预测效果较好,对平稳时间序列预测效果较差。

3 结论

1)运用GA-BP预测模型对该矿山工作面粉尘浓度进行预测,其最大绝对误差为 1.34 g/cm^3 ,最小绝对误差为 0.04 g/cm^3 ,该时间段内的7组预测检验样本平均绝对百分比误差(MAPE)为 1.99% , $<10\%$,根据一般精度表,GA-BP预测模型属于高精度预测。

2)通过预测值与理论值之间的比较,无论是CNN预测模型、BP预测模型,还是GA-BP预测模型,这三种模型都能够对只有单一时间影响因素和样本数量较少(47组)的矿山工作面粉尘浓度进行较好的预测。

3)CNN、BP、GA-BP三种预测模型的RMSE

值分别为 1.100 7、1.000 8、0.935 4。GA-BP 预测模型对于该矿山工作面粉尘浓度的预测效果最好。

参 考 文 献

- [1] 王宗永,陈睿山,王尧,等.碳中和背景下我国清洁能源发展所需矿产资源供需特征[J].地质学刊,2022,46(3):305-312.
WANG Zongyong, CHEN Ruishan, WANG Yao, et al. Characteristics of supply and demand of the mineral resources required for clean energy development in our country in the context of carbon neutralization[J]. Journal of Geology, 2022, 46(3):305-312.
- [2] 周旭,王艺博,朱毅,等.基于非线性自回归模型的矿井粉尘浓度预测[J].华北理工大学学报(自然科学版),2021,43(4):127-133.
ZHOU Xu, WANG Yibo, ZHU Yi, et al. Prediction of mine dust concentration based on nonlinear autoregressive model[J]. Journal of North China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 43(4):127-133.
- [3] 蒋仲安,曾发镔,王亚朋.我国金属矿山采运过程典型作业场所粉尘污染控制研究现状与展望[J].金属矿山,2021,50(1):135-153.
JIANG Zhong'an, ZENG Fabin, WANG Yapeng. Research status and prospect of dust pollution control in typical workplaces during metal mining and transportation[J]. Metal Mine, 2021, 50(1):135-153.
- [4] 王月红,高萌,赵帅博.矿井粉尘浓度预测模型的建立及应用研究[J].中国矿业,2021,30(1):178-181.
WANG Yuehong, GAO Meng, ZHAO Shuaibo. Research on establishment and application of mine dust concentration prediction model[J]. China Mining Magazine, 2021, 30(1):178-181.
- [5] 符浩南,王孝东,兰林,等.某铅锌矿巷道型采场粉尘扩散特性研究[J].有色金属工程,2021,11(6):118-125,145.
FU Haonan, WANG Xiaodong, LAN Lin, et al. Study on dust diffusion characteristics of roadway stope in a lead-zinc mine[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2021, 11(6):118-125, 145.
- [6] 赵广元,马霁.粒子群算法优化 BP 神经网络的粉尘浓度预测[J].测控技术,2018,37(6):20-23.
ZHAO Guangyuan, MA Fei. Particle swarm optimization of BP neural network for dust concentration prediction [J]. Measurement and Control Technology, 2018, 37(6):20-23.
- [7] 王布川.基于神经网络的煤巷综掘工作面粉尘浓度预测研究[J].矿业研究与开发,2017,37(6):22-25.
WANG Buchuan. Prediction of dust concentration in coal roadway dusting face based on neural Network[J]. Mining Research and Development, 2017, 37(6):22-25.
- [8] 李德根,刘晓亮,宋胜伟,等.熵权法径向神经网络的截割粉尘浓度模型与预测[J].煤炭技术,2018,37(6):177-179.
LI Degen, LIU Xiaoliang, SONG Shengwei, et al. Model and prediction of cut dust concentration using entropy weight radial basis neural network [J]. Coal Technology, 2018, 37(6):177-179.
- [9] 张易容.基于循环神经网络的哈尔乌素露天煤矿粉尘浓度预测[D].徐州:中国矿业大学,2020.
- [10] 王雅宁.基于随机森林-马尔科夫模型的露天矿粉尘浓度预测研究[D].徐州:中国矿业大学,2021.
WANG Yaning. Prediction of dust concentration in open pit mine based on Random Forest-Markov Model [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [11] 霍文,栾博钰,周伟,等.基于环境因素的露天煤矿粉尘质量浓度预测[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2021,40(5):409-414.
HUO Wen, LUAN Boyu, ZHOU Wei, et al. Prediction of dust mass concentration in open pit coal mine based on environmental factors [J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science Edition), 2021, 40(5):409-414.
- [12] 欧阳斌,陈艳红,邓传军.基于 PSO 优化 BP 神经网络的露天矿边坡位移预测模型[J].有色金属(矿山部分),2020,72(5):37-41.
OUYANG Bin, CHEN Yanhong, DENG Chuanjun. Prediction model of slope displacement in open pit mine based on BP neural network optimized by PSO [J]. Nonferrous Metals (Mining Section), 2020, 72(5):37-41.
- [13] 胡凡,彭亮,仵峰峰,等.基于 BP 神经网络模型的充填体强度值预测[J].有色金属(矿山部分),2021,73(6):60-65.
HU Fan, PENG Liang, WU Fengfeng, et al. Prediction of backfill strength value based on BP neural network model[J]. Nonferrous Metals (Mining Section), 2021, 73(6):60-65.
- [14] 胡振光,陈松岭.基于粗糙集和 BP 神经网络的稀土萃取传动装置故障监测及诊断方法[J].矿冶,2016,25(5):63-66.
HU Zhengguang, CHEN Songling. Fault monitoring and diagnosis method of rare earth extraction transmission based on rough set and BP neural network [J]. Mining and Metallurgy, 2016, 25(5):63-66.
- [15] 陈奂良,李常锁,高帅,等.基于遗传算法优化 BP 神经网络的岩溶泉水位预测研究[J].水资源与水工程学报,2022,33(4):50-57,63.
CHEN Huanliang, LI Changsuo, GAO Shuai, et al. Prediction of karst spring water level based on BP neural network optimization based on genetic algorithm [J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2022, 33(4):50-57, 63.
- [16] 田亮,罗宇,王阳.基于遗传算法优化 BP 神经网络的 TIG 焊缝尺寸预测模型[J].上海交通大学学报,2013,47(11):1690-1696,1701.
TIAN Liang, LUO Yu, WANG Yang. Prediction model of TIG weld size based on genetic algorithm optimization BP neural network [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2013, 47(11):1690-1696, 1701.
- [17] 牛岩,郭超.基于支持向量机的富平县大气蒸发量数据预测研究[J].农业与技术,2022,42(14):63-66.
NIU Yan, GUO Chao. Prediction of atmospheric evaporation data in Fuping county based on support vector machine [J]. Agriculture and Technology, 2022, 42(14):63-66.

(编辑:周叶)