



基于PCA-AWOA-ELM模型的矿井突水水源识别

于小鸽 刘焱菲 翟培合

引用本文:

于小鸽, 刘焱菲, 翟培合. 基于PCA-AWOA-ELM模型的矿井突水水源识别[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(3): 182-189.
YU Xiaoge, LIU Yifei, ZHAI Peihe. Identification of mine water inrush source based on PCA-AWOA-ELM model[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(3): 182-189.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2021-0541>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于客观组合权-改进集对分析模型的矿井突水水源识别

Identification of mine water inrush source based on objective combined weights-improved set pair analysis model
煤炭科学技术. 2022, 50(4): 156-164 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/b8e26494-24ec-4e4f-a52f-8693f033d9b1>

基于组合权-改进灰色关联度理论的矿井突水水源识别

Identification of mine water inrush source based on combination weight-theory of improved grey relational degree
煤炭科学技术. 2022, 50(4): 165-172 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/5a05304b-bf77-476e-ad0e-b04a3128fd56>

基于PSO-XGBoost的矿井突水水源快速判别模型

A rapid identification model of mine water inrush based on PSO-XGBoost
煤炭科学技术. 2023, 51(7): 72-82 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2023-0446>

基于PCA-RA的滨海矿井水源识别技术研究

Technological research on water source identification of coastal coal mines based on PCA-RA
煤炭科学技术. 2021, 49(2): 217-225 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2021.02.025>

基于IPSO-ELM模型的露天矿抛掷爆破效果预测研究

Study on prediction of blast casting results in open-pit mine based on IPSO-ELM model
煤炭科学技术. 2021, 49(9): 69-75 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/238d794e-b510-4e48-ba9d-0060f8373566>

重庆松藻矿区关闭煤矿涌水来源与模式判别研究

Source identification and pattern study of closed coal mines water inflow in Songzao Mining Area, Chongqing City
煤炭科学技术. 2023, 51(10): 220-230 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2022-1640>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息



移动扫码阅读

于小鸽, 刘焱菲, 翟培合. 基于 PCA-AWOA-ELM 模型的矿井突水水源识别[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(3): 182-189.

YU Xiaoge, LIU Yifei, ZHAI Peihe. Identification of mine water inrush source based on PCA-AWOA-ELM model[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(3): 182-189.

基于 PCA-AWOA-ELM 模型的矿井突水水源识别

于小鸽^{1,2}, 刘焱菲^{1,3}, 翟培合³

(1. 江西应用技术职业学院, 江西 赣州 341000; 2. 山东科技大学 资源学院, 山东 泰安 271019;

3. 山东科技大学 地球科学与工程学院, 山东 青岛 266590)

摘要: 矿井突水是煤矿生产过程最具威胁的灾害之一, 为了保障煤矿安全生产, 提高矿井突水水源识别精度, 提出一种基于改进鲸鱼优化算法(AWOA)耦合极限学习机的水源识别模型。以岱庄煤矿为例, 选取 Na^+ 、 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 Cl^- 、 SO_4^{2-} 、 HCO_3^- 作为判别指标, 基于 SPSS 因子分析提取评价指标主成分, 6 种离子间相关性较大, Ca^{2+} 和 Mg^{2+} , Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 与 SO_4^{2-} 、 Cl^- 之间的相关性均达到了 0.7 以上, SO_4^{2-} 和 Cl^- 之间的相关性也达 0.68, 通过主成分分析提取了 3 个主成分, 从六维空间降低到三维空间, 在减少了样本指标之间信息重复的同时, 也减少了极限学习机输入层数量, 提高了模型对各类型数据的泛化能力。其次, 引入混沌动态权重因子和精英反向机制对鲸鱼算法进行改进, 改进的鲸鱼优化算法克服了极限学习机权值阈值随机取值的缺点, 混沌动态权重因子、精英反向机制的引入降低了模型计算复杂度, 提高了算法精度, 算法速度, 跳出了局部寻优。通过训练 38 组样本数据, 优化极限学习机的权值和阈值, 最终构建 PCA-AWOA-ELM 水源识别模型, 并对 10 组未知的测试样本进行预测。结果表明, PCA-AWOA-ELM 模型的预测精度达 100%, PCA-WOA-ELM 模型精度为 90%, PCA-ELM、ELM 模型精度为 60%, PCA-AWOA-ELM 模型识别精度、运行速度、稳定性均明显高于 PCA-WOA-ELM 模型、PCA-ELM 模型和 ELM 模型, 为矿井安全生产提供了重要保障。

关键词: 矿井突水; 水源识别; 主成分分析 (PCA); 改进鲸鱼优化算法 (AWOA); 极限学习机 (ELM)

中图分类号: TD745

文献标志码: A

文章编号: 0253-2336(2023)03-0182-08

Identification of mine water inrush source based on PCA-AWOA-ELM model

YU Xiaoge^{1,2}, LIU Yifei^{1,3}, ZHAI Peihe³

(1. Jiangxi College of Applied Technology, Ganzhou 341000; 2. College of Resources, Shandong University of Science and Technology, Taian 271019, China;

3. College of Earth Sciences and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: Mine water inrush is one of the most threatening disasters in the coal mine production process. In order to ensure safe coal mine production and improve the accuracy of mine water inrush source identification, a water source identification model based on improved whale optimization algorithm coupling extreme learning machine is proposed. Take Daizhuang Coal Mine as an example, choose Na^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+} , Cl^- , SO_4^{2-} , HCO_3^- as the discrimination index, analyze and extract the main components of the evaluation index based on SPSS factor analysis. The correlation between the six ions is large, Ca^{2+} and Mg^{2+} , Ca^{2+} , Mg^{2+} and SO_4^{2-} , Cl^- has reached more than 0.7, and the correlation between SO_4^{2-} and Cl^- has also reached 0.68. Through principal component analysis, three principal components have been extracted, from six-dimensional space to three-dimensional space, while reducing the duplication of information between sample indicators. It also reduces the number of input layers of the limit learning machine and improves the generalization ability of the model for each type of data. Secondly, Secondly, the chaotic dynamic weight factor and the elite reverse mechanism are introduced to improve the whale algorithm. The improved whale optimization algorithm overcomes the disadvantage of random value of weight threshold of limit learning machine. The introduction of chaotic dynamic weight factor and elite reverse mechanism reduces the complexity of model calcu-

收稿日期: 2022-08-01

责任编辑: 王 凡

DOI: 10.13199/j.cnki.cst.2021-0541

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(42002282); 山东省自然科学基金重点资助项目(ZR2020KE023, ZR2021MD057)

作者简介: 于小鸽(1981—), 女, 山东东平人, 副教授, 硕士生导师, 博士。E-mail: yuxiaoge2010@163.com

通讯作者: 刘焱菲(1994—), 女, 江西赣州人, 硕士。E-mail: liuyifei9066@163.com

lation, improves the accuracy and speed of the algorithm, and jumps out of local optimization. Through training 38 groups of sample data, optimizing the weights and thresholds of the extreme learning machine, building a PCA-AWOA-ELM water source recognition model, and predicting 10 unknown test samples. The results show that the accuracy of the PCA-AWOA-ELM model is 100%, the accuracy of the PCA-WOA-ELM model is 90%, the accuracy of the PCA-ELM and ELM model is 60%, and the recognition accuracy, running speed and stability of the PCA-AWOA-ELM model are obvious. Higher than the PCA-WOA-ELM model, PCA-ELM model and ELM model, it provides an important guarantee for safe mine production.

Key words: mine water inrush; water source identification; principal component analysis(PCA); improved whale optimization algorithm(AWOA); extreme learning machine(ELM)

0 引言

中国是以煤炭能源为主的国家,煤炭在相当长的时期内仍将是我国的主要能源,在历经近一个世纪的开采后,浅部的煤炭资源已开采殆尽,华北型煤田最为突出,大部分矿井已开采至石炭系下部煤层,煤矿受岩溶水威胁尤为严重^[1]。据统计,2010—2019 年,全国共发生煤矿水害事故 182 起,死亡 839 人,约是世界上主要采煤国家死亡总人数的 4 倍,直接经济损失数十亿元,仅次于瓦斯事故造成的损失^[2]。由此可见,煤矿水害是煤矿安全生产中长期存在的、需要不断解决的实际问题。快速、准确识别矿井突水水源成为当前煤矿安全研究的重要课题。

目前,众多学者通过构建高效精准的水源判别模型来指导矿井安全生产。马雷等^[3]构建基于 GIS 的利用水温识别突水水源的模型,该法较好地适用于含水层之间存在较大的地温差(埋深差)情况下的突水水源识别。陈建平^[4]基于含水层环境同位素差异研究了隆德矿区煤层识别矿井涌水来源,较好地识别了矿井水源,并估算了混合比例。王心义等^[5]建立了距离判别分析模型,针对河南焦作矿区和新安矿区进行突水水源识别,该模型简单有效,具有较强的判别能力,可解决水文地质条件相似矿区的突水水源的判定。陈红江^[6]建立多组逐步 Bayes 判别模型,张春雷^[7]建立 Bayes 多类线性判别模型对矿井水源进行识别,计算过程简单、模型结构稳定,克服了距离判别法的缺点,但结构受到样本的限制,且结果易出现分类模糊现象。Fisher 水源判别模型^[8-10]建立在有限的工程实例原始数据资料基础上,模型的判别精度受原始资料数据代表性、准确性的影响。神经网络技术^[11-13]、支持向量机(SVM)^[14-15]、可拓识别方法^[16-17]等方法均已在矿井突水水源判别中得到了广泛应用。

笔者以岱庄煤矿为例,为克服 ELM 模型泛化能力不足,稳定性较差和过度拟合的问题,构建了主成分分析(Principal Component Analysis, PAC)、自适应

鲸鱼优化算法(Ameliorative Whale Optimization Algorithm, AWOA)和极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)相耦合的矿井突水水源识别模型,并与 PCA-WOA-ELM 模型、WOA-ELM 模型、ELM 模型的判别结果进行对比,结果表明,PCA-AWOA-ELM 模型识别精度、运行速度、稳定性均明显高于其他三者,为矿井安全生产提供了重要保障。

1 理论与算法

1.1 改进的鲸鱼优化算法

WOA 算法的收敛精度较低且收敛速度较慢,为了克服上述缺陷,引入 AWOA 算法对 ELM 模型进行优化^[18]。

在鲸鱼探索阶段(图 1),加入精英个体引导机制。

$$X(t+1) = X_p(t) - \text{dir} \cdot AD \quad (1)$$

式中: $X_p(t)$ 为第 t 次迭代时,种群的适应度最优时的个体位置;当前种群最优个体的适应度的值大于上一代种群最优个体适应度的值时, dir 为种群搜索因子, $\cdot$ 为向量点乘, $D = |CX_{\text{rand}}(t) - X(t)|$, 表示个体距离随机个体 X_{rand} 的长度; t 表示当前迭代次数; A 和 C 表示系数; X_{rand} 表示种群中随机个体的位置向量; $X(t)$ 表示鲸鱼个体(解)的位置向量; dir 即为单位向量,反之, dir 向量每一维的值由下式可得:

$$\text{dir}_j = \begin{cases} -1, & A_j \cdot [X_p^j(t) - X_p^j(t-1)] > 0 \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$X_p^* = X_{\min} + r \cdot (X_{\max} - X_{\min}) \quad (3)$$



图 1 座头鲸觅食行为示意

Fig.1 Schematic diagram of foraging behavior of humpback whales

$$X_p^{**} = X_{\max} + X_{\min} - X_p \quad (4)$$

式中: $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$ 为搜索空间的下界以及上界; r 为随机向量。

在鲸鱼气泡网攻击阶段,引入动态混沌权重因子及收敛因子 λ ,具体步骤如下:

$$\omega(t+1) = 4\omega(t)(1-\omega(t)), t = 1, \dots, t_{\max} \quad (5)$$

利用 ω 及 λ 进行鲸鱼位置优化的公式如下:

$$X(t+1) = \omega(t)\lambda X_{\text{best}}(t) - AD \quad (6)$$

$$\lambda = (t_{\max} - t) / t_{\max} \quad (7)$$

式中: $\omega(t)$ 为区间 $[0, 1]$ 的随机数。

1.2 极限学习机(ELM)理论

极限学习机训练模型如图2所示,ELM算法学习步骤^[19-20]如下:

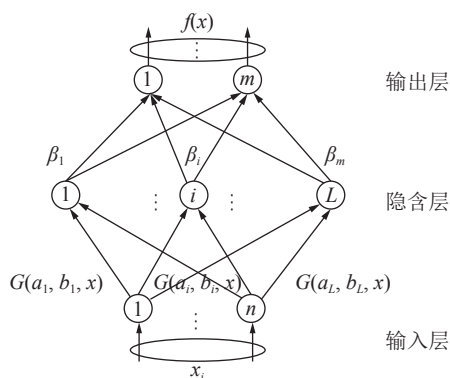


图2 ELM训练模型

Fig.2 ELM training model

1)设定隐含层神经元个数。

2)选择无限可微的隐含层神经元的激活函数,通过激活函数可以将样本映射到另一个特征空间,通过映射得到矩阵 H , H 表达式如下:

$$HB = T \quad (8)$$

式中, H 为隐含层输出矩阵; T 为网络的输出矩阵; β 为隐含层节点与输出层节点的连接权值矩阵。

3)在新的特征空间下,利用最小二乘法计算输

出层最优输出权重 β^* :

$$\beta^* = H^+ T \quad (9)$$

式中, H^+ 为 H 的 Moore-Penrose 广义逆矩阵。

2 实践应用

2.1 研究区概况

岱庄煤矿位于济宁市区正北约4.0 km处,北起17煤层露头,南到济宁市城市规划边界线,西起济宁断层与唐口煤矿相毗邻,东北部与何岗井田接壤,东南部以八里铺断层、许厂煤矿相邻。矿井自上而下主要含水层有第四系砂砾层孔隙含水层、山西组3煤层顶、底板砂岩裂隙含水层、三灰岩溶裂隙含水层、十_下灰岩溶裂隙含水层、十三灰岩溶裂隙含水层、奥陶系石灰岩岩溶裂隙含水层,近年矿井涌水量如图3所示。

2.2 水质特征

基于48组实测数据,采用AqQA对井田内主要充水含水层(三灰含水层(I)、十_下灰含水层(II)、十三灰含水层(III),奥灰含水层(IV))进行水质分析(图4)。从图4中可以看出,三灰、十_下灰、十三灰、奥灰的水质类型相近,按舒卡列夫分类,属 $\text{SO}_4\text{Ca}\cdot\text{Mg}\cdot\text{Na}$ 型水。

2.3 PCA-AWOA-ELM水源识别模型

选取岱庄煤矿三灰(I)、十_下灰(II)、十三灰(III)、奥灰(IV)共48组实测水样数据(38组训练样本,10组预测样本),以 Na^+ 、 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} 、 Cl^- 、 SO_4^{2-} 、 HCO_3^- 六种离子作为判别指标,建立PCA-AWOA-ELM模型对矿井突水水源进行判别,流程图如图5所示。训练水样实测数据见表1,预测水样实测数据见表2。

首先,对训练样本实测数据进行主成分分析,笔者使用SPSS.26软件实现,根据相关性系数表(表3)知,6种离子间相关性较大, Ca^{2+} 和 Mg^{2+} , Ca^{2+} 、 Mg^{2+}

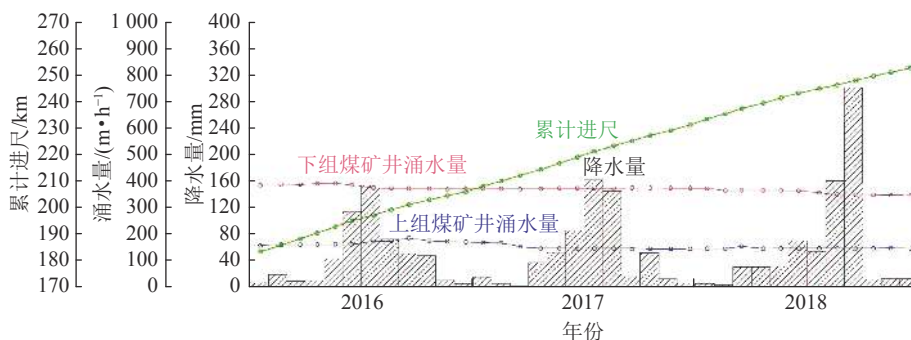


图3 近年矿井涌水量曲线

Fig.3 Curve of mine water inflow in recent years

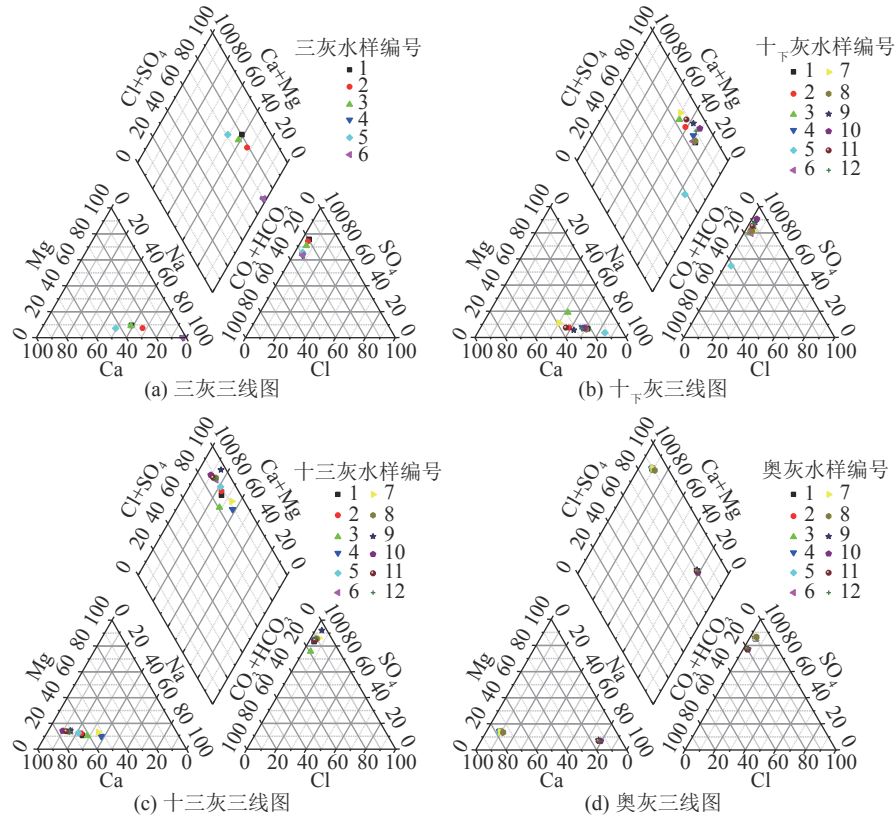


图 4 地下水水化学 piper 三线图

Fig.4 Piper three line diagram of groundwater chemistry

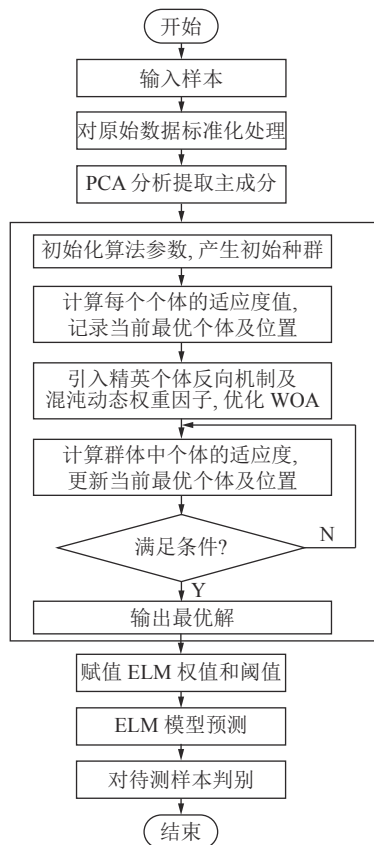


图 5 PCA-AWOA-ELM 模型流程

Fig.5 Flow chart of PCA-AWOA-ELM model

与 SO_4^{2-} 、 Cl^- 之间的相关性均达到了 0.7 以上, SO_4^{2-} 和 Cl^- 之间的相关性也达 0.68, 由此看出, 样本指标之间的信息出现了较大的重复, 对水源判别模型的精度造成影响, 故对数据进行主成分分析是十分有必要的。

按照累计贡献率大于 85% 的原则, 提取 3 个主成分 (表 4), 主成分与标准化原始变量间相关关系如下:

$$\begin{cases} Y_1 = -0.838X_1 + 0.971X_2 + 0.982X_3 + 0.873X_4 + \\ \quad 0.769X_5 - 0.554X_6 \\ Y_2 = 0.34X_1 + 0.16X_3 + 0.16X_4 + 0.504X_5 + 0.705X_6 \\ Y_3 = 0.402X_1 - 0.152X_2 + 0.033X_3 - 0.075X_4 + \\ \quad 0.358X_5 - 0.441X_6 \end{cases} \quad (10)$$

设置模型最大迭代次数 100, 种群规模 30, 输入层节点数 3, 输出层节点数 4, 隐含层神经元个数 38 个, 网络输出状态为 4, 将训练好的参数及模型对并测试集进行测试, 结果如图 6 所示。

由图 6 寻优收敛能力曲线比较可知, 通过自适应权重的鲸鱼优化算法在迭代次数不同的情况下, 寻优能力, 收敛速度和寻优精度都较鲸鱼优化算法强很多, 且稳定性好, 因此, 在 ELM 模型中引入 AWOA 优化在水源判别模型中能够以快速且准确的

表 1 岱庄煤矿水样实测数据表(训练集)
Table 1 Actual measurement data of water samples in Daizhuang Coal Mine (training set)

编号	各实测离子质量浓度/(mg·L ⁻¹)						水样类型
	Na ⁺	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	HCO ₃ ⁻	
1	387.68	209.08	62.34	68.72	1 146.29	297.28	I
2	430.48	163.35	46.76	67.40	1 098.30	312.93	I
3	260.00	143.00	40.80	53.50	736.00	248.00	I
4	440.00	9.62	0.49	56.70	563.00	266.00	I
5	285.00	251.00	41.80	71.60	901.00	399.00	I
6	76.15	668.63	122.83	97.86	1 879.16	230.79	II
7	76.84	675.16	123.89	87.42	1 889.60	224.27	II
8	89.85	668.63	122.83	97.86	1 879.16	230.79	II
9	77.80	676.91	125.74	81.77	1 873.94	234.70	II
10	73.95	666.89	116.49	86.12	1 842.62	224.27	II
11	89.79	688.23	121.51	94.82	1 929.28	232.09	II
12	84.38	679.96	121.78	86.55	1 983.56	228.18	II
13	102.78	672.99	121.25	94.38	2 004.44	219.05	II
14	665.36	126.90	65.40	70.60	1 683.90	426.40	II
15	148.22	620.28	113.85	78.29	1 842.62	233.39	III
16	228.00	589.00	97.20	81.20	1 890.00	294.00	III
17	119.36	554.07	109.36	72.20	1 659.93	207.32	III
18	213.46	329.31	81.62	79.61	1 299.76	129.08	III
19	127.48	638.57	121.25	96.12	1 903.18	222.96	III
20	117.80	563.65	115.17	86.55	1 837.40	69.11	III
21	99.16	587.17	110.15	71.33	1 704.82	236.00	III
22	183.49	580.64	111.47	82.20	1 999.22	241.22	III
23	218.00	601.00	114.00	82.60	1 990.00	268.00	III
24	367.00	505.00	97.20	87.20	1 980.00	259.00	III
25	248.00	569.00	99.20	87.20	1 870.00	284.00	III
26	157.00	341.00	57.80	69.50	1 050.00	264.00	III
27	549.37	173.34	53.40	67.70	1 658.63	246.30	III
28	554.73	173.45	55.62	68.20	1 674.80	247.87	III
29	565.70	174.24	53.26	78.29	1 484.54	265.99	IV
30	477.75	274.42	60.76	68.72	1 557.62	292.07	IV
31	363.06	201.24	133.66	68.72	1 445.91	294.68	IV
32	546.79	203.42	61.81	83.94	1 545.09	247.74	IV
33	709.76	102.80	30.11	76.98	1 053.38	791.45	IV
34	515.43	173.80	54.68	83.51	1 367.61	267.29	IV
35	376.23	291.84	83.21	91.77	1 404.15	224.27	IV
36	581.73	189.48	51.51	81.77	1 520.03	259.47	IV
37	507.84	256.40	45.80	67.80	1 753.80	170.60	IV
38	544.99	188.50	56.70	65.20	1 826.70	126.30	IV

表 2 岱庄煤矿水样实测数据表(预测集)
Table 2 Measured data of water samples in Daizhuang coal mine (prediction set)

编号	各实测离子质量浓度/(mg·L ⁻¹)						水样类型
	Na ⁺	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	HCO ₃ ⁻	
1	410.00	119.42	60.49	55.70	568.00	273.00	I
2	623.14	108.60	53.80	65.45	1 534.80	398.40	II
3	598.77	116.80	52.60	48.60	1 453.90	379.20	II
4	616.12	118.30	52.40	55.80	1 563.30	391.40	II
5	285.00	251.00	41.80	71.60	901.00	399.00	III
6	552.65	163.54	53.45	57.36	1 654.80	268.70	III
7	577.69	157.50	50.40	64.40	1 673.60	272.30	III
8	315.04	266.21	78.18	60.26	1 405.14	267.78	III
9	416.27	264.20	55.40	56.80	1 585.40	216.80	IV
10	544.82	210.65	54.20	62.36	1 758.20	194.50	IV

表 3 水化学成分指标相关系数矩阵
Table 3 Correlation coefficient matrix of water chemical composition index

相关性	Na ⁺	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	HCO ₃ ⁻
Na ⁺	1					
Ca ²⁺	-0.882	1				
Mg ²⁺	-0.72	0.874	1			
Cl ⁻	-0.657	0.823	0.748	1		
SO ₄ ²⁻	-0.348	0.711	0.791	0.68	1	
HCO ₃ ⁻	0.522	-0.469	-0.406	-0.358	-0.225	1

表 4 主成分总方差解释
Table 4 Explanation of total variance of principal components

主成分	特征根	初始特征值方差/%	累计贡献率/%
1	4.167	69.447	69.447
2	0.918	15.299	84.746
3	0.514	8.574	93.32
4	0.276	4.598	97.918
5	0.107	1.786	99.703
6	0.018	0.297	100

优势取得较好的结果。

将 PCA-AWOA-ELM 模型预测结果与 PCA-WOA-ELM 模型、PCA-ELM 模型和 ELM 模型进行对比(图 7)可知,PCA-AWOA-ELM 模型的预测精度达到了 100%。由图 7b 和图 7c 对比可知,鲸鱼算法对极限学习机权值和阈值的优化成效很大,改进了极限学习机随机产生权值与阈值而导致的预测性能不稳定,预测结果正确率低,随机性太强的缺点。在图 7a 和图 7b 的对比中可知,精英引导机制及动态

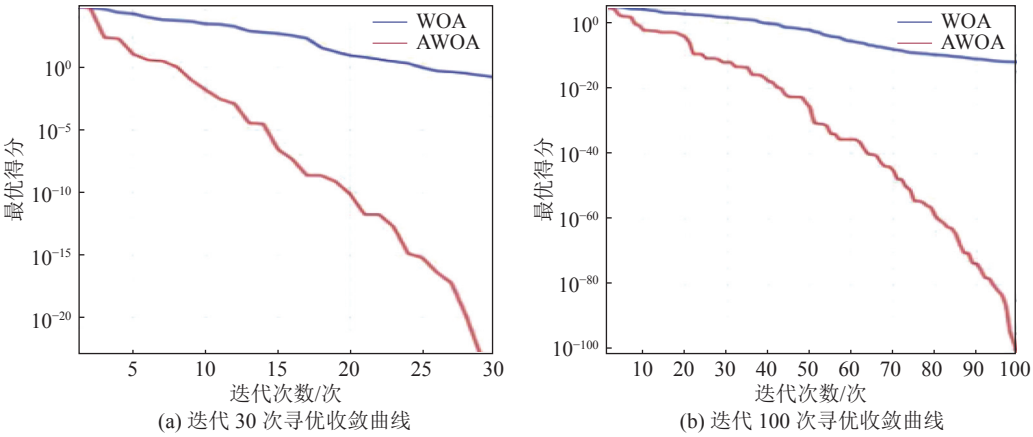


图 6 不同迭代次数寻优收敛曲线比较
Fig.6 Comparison of convergence curve of different iterations

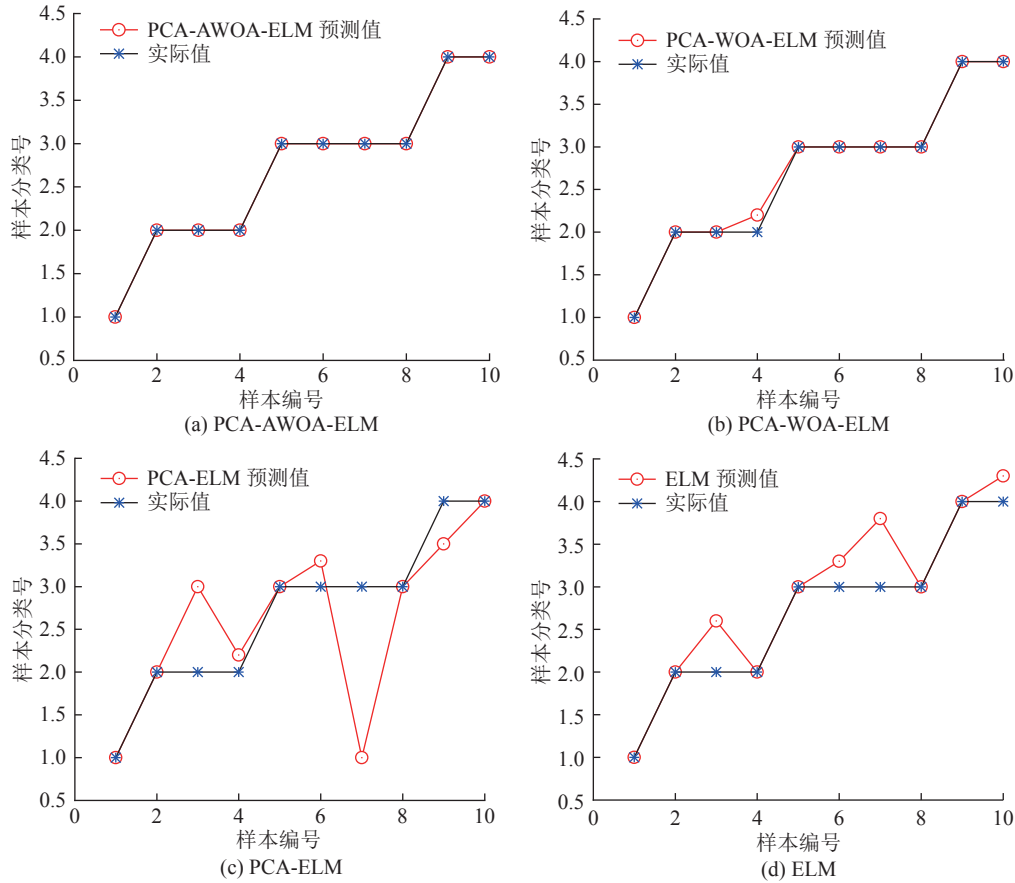


图7 各模型预测结果对比
Fig.7 Comparison of prediction results of various models

混沌因子的引入,加强了鲸鱼优化算法的寻优能力与精度,从而更好的优化ELM模型的泛化能力及预测精度。由图8可知,改进的鲸鱼优化算法在迭代100次的情况下迭代误差极小,且在迭代63次处迭代误差达0.01,由此可知改进的鲸鱼优化算法的精度明显提高。综上所述,AWOA-ELM模型在水源识别的应用上有着泛化能力强,稳定性高,预测精度高的优势。

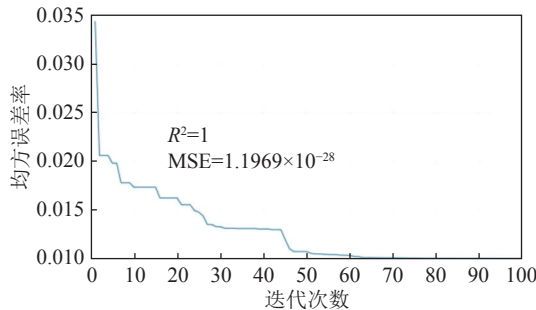


图8 AWOA-ELM模型迭代误差
Fig.8 Iteration error diagram of AWOA-ELM mode

3 结 论

1)运用因子分析进行主成分提取,有效地减少

了各指标间的信息重复和AWOA-ELM模型输入层的个数,提高了算法的运行速度。

2)改进的鲸鱼优化算法克服了极限学习机权值阈值随机取值的缺点,对权值和阈值进行全局寻优挖掘,提高了算法的收敛速度、精度。

3)将PCA-AWOA-ELM突水水源识别模型应用于岱庄煤矿,并与PCA-WOA-ELM模型、PCA-ELM模型、ELM模型预测结果进行对比,实践证明,该模型识别精度较高,为矿井安全生产提供了重要保障。

参考文献(References):

[1] 施龙青. 底板突水机理研究综述[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2009, 28(3): 17-23.
SHI Longqing. Summary of Research on Mechanism of Water-inrush from Seam Floor[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2009, 28(3): 17-23.

[2] 董书宁, 王 皓, 周振方. 我国煤矿水害防治工作现状及发展趋势[J]. 劳动保护, 2020(8): 58-60.
DONG Shuning, WANG Hao, ZHOU Zhenfang. Experts introduce domestic coal mine water hazard prevention work[J]. Labour Protection, 2020(8): 58-60.

- [3] 马雷, 钱家忠, 赵卫东. 基于GIS和水质水温的矿井突水水源快速判别[J]. *煤田地质与勘探*, 2014, 42(2): 49-53.
MA Lei, QIAN Jiazhong, ZHAO Weidong. An approach for quickly identifying water-inrush source of mine based on GIS and groundwater chemistry and temperature[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2014, 42(2): 49-53.
- [4] 陈建平, 潘光义, 吴丽, 等. 基于环境同位素和水化学特征识别矿井涌水来源[J]. *环境化学*, 2018, 37(6): 1410-1420.
CHEN Jianping, PAN Guangyi, WU Li, *et al.* Identifying the source of the groundwater based on the characteristics of environmental isotopes and water chemistry[J]. *Environmental Chemistry*, 2018, 37(6): 1410-1420.
- [5] 王心义, 徐涛, 黄丹. 距离判别法在相似矿区突水水源识别中的应用[J]. *煤炭学报*, 2011, 36(8): 1354-1358.
WANG Xinyi, XU Tao, HUANG Dan. Application of distance discriminant in identifying water inrush resource in similar coalmine[J]. *Journal of China Coal Society*, 2011, 36(8): 1354-1358.
- [6] 陈红江, 李夕兵, 刘爱华. 矿井突水水源判别的多组逐步Bayes判别方法研究[J]. *岩土力学*, 2009, 30(12): 3655-3659.
CHEN Hongjiang, LI Xibing, LIU Aihua. Studies of water source determination method of mine water inrush based on Bayes' multi-group stepwise discriminant analysis theory[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2009, 30(12): 3655-3659.
- [7] 张春雷, 钱家忠, 赵卫东, 等. Bayes方法在矿井突水水源判别中的应用[J]. *煤田地质与勘探*, 2010, 38(4): 34-37.
ZHANG Chunlei, QIAN Jiazhong, ZHAO Weidong, *et al.* The application of bayesian approach to discrimination of mine water-inrush source[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2010, 38(4): 34-37.
- [8] 鲁金涛, 李夕兵, 宫凤强, 等. 基于主成分分析与Fisher判别分析法的矿井突水水源识别方法[J]. *中国安全科学学报*, 2012, 22(7): 109-115.
LU Jintao, LI Xibing, GONG Fengqiang, *et al.* Recognizing of mine water inrush sources based on principal components analysis and fisher discrimination analysis method[J]. *China Safety Science Journal*, 2012, 22(7): 109-115.
- [9] 陈红江, 李夕兵, 刘爱华, 等. 用Fisher判别法确定矿井突水水源[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2009, 40(4): 1114-1120.
CHEN Hongjiang, LI Xibing, LIU Aihua, *et al.* Identifying of mine water inrush sources by Fisher discriminant analysis method[J]. *Journal of Central South University(Science and Technology)*, 2009, 40(4): 1114-1120.
- [10] 刘鑫, 陈陆望, 林曼利, 等. 采动影响下矿井突水水源Fisher判别与地下水补给关系反演[J]. *水文地质工程地质*, 2013, 40(4): 36-43.
LIU Xin, CHEN Luwang, LIN Manli, *et al.* Fisher discriminant analysis for coal mining inrush water source under mining-induced disturbance and inversion of groundwater recharge relation[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2013, 40(4): 36-43.
- [11] 李垣志, 牛国庆, 刘慧玲. 改进的GA-BP神经网络在矿井突水水源判别中的应用[J]. *中国安全生产科学技术*, 2016, 12(7): 77-81.
LI Yuanzhi, NIU Guoqing, LIU Huiling. Application of improved GA- BP neural network on identification of water inrush source in mine[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2016, 12(7): 77-81.
- [12] 钱家忠, 吕纯, 赵卫东, 等. Elman与BP神经网络在矿井水源判别中的应用[J]. *系统工程理论与实践*, 2010, 30(1): 145-150.
QIAN Jiazhong, LYU Chun, ZHAO Weidong, *et al.* Comparison of application on Elman and BP neural networks in discriminating water bursting source of coal mine[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2010, 30(1): 145-150.
- [13] 吴岩, 余智超. 神经网络在矿井突水水源判别中的应用[J]. *工矿自动化*, 2011, 37(10): 60-62.
WU Yan, YU Zhichao. Application of neural network in water source distinguishing of mine water inrush[J]. *Industry and Mine Automation*, 2011, 37(10): 60-62.
- [14] 邵良杉, 李相辰. 基于MIV-PSO-SVM模型的矿井突水水源识别[J]. *煤炭科学技术*, 2018, 46(8): 183-190.
SHAO Liangshan, LI Xiangchen. Identification of mine water inrush source based on MIV-PSO-SVM[J]. *Coal Science and Technology*, 2018, 46(8): 183-190.
- [15] 邵良杉, 李印超, 徐波. 矿井突水水源识别的RS-LSSVM模型[J]. *安全与环境学报*, 2017, 17(5): 1730-1734.
SHAO Liangshan, LI Yinchao, XU Bo. RS-LSSVM model for identifying and determining the mining water inrush origin[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2017, 17(5): 1730-1734.
- [16] 张瑞钢, 钱家忠, 马雷, 等. 可拓识别方法在矿井突水水源判别中的应用[J]. *煤炭学报*, 2009, 34(1): 33-38.
ZHANG Ruigang, QIAN Jiazhong, MA Lei, *et al.* Application of extension identification method in mine water-bursting source discrimination[J]. *Journal of China Coal Society*, 2009, 34(1): 33-38.
- [17] 冯琳, 李凤莲, 张雪英, 等. 改进可拓识别方法及其在突水水源判别中的应用[J]. *工矿自动化*, 2015, 41(2): 61-65.
FENG Lin, LI Fenglian, ZHANG Xueying, *et al.* Improved extension identification method and its application to water bursting source discrimination[J]. *Industry and Mine Automation*, 2015, 41(2): 61-65.
- [18] 张广炎. 基于鲸鱼算法优化极限学习机的热电偶非线性补偿方法[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2019.
ZHANG Guangyan. Nonlinear compensation method of thermocouple based on extreme learning machine optimized by whale algorithm[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2019.
- [19] 任海峰, 严由吉, 吴青海. 基于SAPSO-ELM的瓦斯涌出量分源预测及应用[J/OL]. *煤田地质与勘探*, 2021, 49(2): 102-109.
REN Haifeng, YAN Youji, WU Qinghai. SAPSO-ELM gas emission prediction model and application based on split-source prediction[J/OL]. *Coal Geology & Exploration*, 2021, 49(2): 102-109.
- [20] 董东林, 陈昱吟, 倪林根, 等. 基于WOA-ELM算法的矿井突水水源快速判别模型[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(3): 984-993.
DONG Donglin, CHEN Yuyin, NI Linggen, *et al.* Fast discriminant model of mine water inrush source based on WOA-ELM algorithm[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(3): 984-993.