



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2401495

引用格式:侯恩科,吴家镁,杨帆,等.基于鲸鱼优化算法-支持向量机判别模型的风化基岩富水性评价:以神府煤田张家峁煤矿为例[J].科学技术与工程,2025,25(1):119-127.

Hou Enke, Wu Jiamei, Yang Fan, et al. Evaluation of water-richness of weathered bedrock based on the WOA-SVM discriminant model: take Zhangjiamao coal mine in Shenfu coal field as an example[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(1): 119-127.

基于鲸鱼优化算法-支持向量机判别模型的风化基岩富水性评价:以神府煤田张家峁煤矿为例

侯恩科¹, 吴家镁^{1*}, 杨帆², 张池²

(1. 西安科技大学地质与环境学院, 西安 710054; 2. 陕煤集团神木张家峁矿业有限公司, 榆林 719316)

摘要 为实现风化基岩含水层富水性的准确预测,以张家峁井田内的28组风化基岩抽水试验钻孔数据作为训练及验证样本,选取风化基岩的岩性组合指数、风化指数、厚度、岩芯采取率、埋深作为评价指标,提出基于鲸鱼优化算法-支持向量机(whale optimization algorithm-support vector machines, WOA-SVM)的风化基岩含水层富水性判别模型。该模型可对无抽水试验资料区域的风化基岩的富水性级别进行预测,综合利用井田内249组勘探钻孔的地质信息,实现井田的风化基岩富水性分区。研究表明,张家峁井田风化基岩整体富水性较弱,且空间分布不均;井田中部和乌兰不拉沟沿线的局部地区存在强富水性区域,但其分布范围较小,中西部和东南部有部分中等富水性区域,东北部及西南部区域几乎全为弱和极弱富水性。该方法预测的结果与实际较为吻合,研究成果可为矿井安全生产提供参考,也为风化基岩富水性预测提供了一种新思路。

关键词 风化基岩;支持向量机(SVM);鲸鱼优化(WOA);富水性分区

中图分类号 TD742; **文献标志码** A

Evaluation of Water-richness of Weathered Bedrock Based on the WOA-SVM Discriminant Model: Take Zhangjiamao Coal Mine in Shenfu Coal Field as an Example

HOU En-ke¹, WU Jia-mei^{1*}, YANG Fan², ZHANG Chi²

(1. College of Geology and Environment, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. Shenmu Zhangjiamao Mining Co., Ltd., Shaanxi Coal and Chemical Industry Group, Yulin 719316, China)

[Abstract] In order to accurately predict the water richness of the weathered bedrock aquifer, 28 groups of weathered bedrock pumping test borehole data in Zhangjiamao minefield were used as training and verification samples, and the lithology combination index, weathering index, thickness, core recovery rate and burial depth of the weathered bedrock were selected as evaluation indexes. Based on whale optimization algorithm-support vector machines (WOA-SVM), a water-rich identification model for weathering bedrock aquifers was proposed. This model can predict the water-rich grade of the weathered bedrock in the area without pumping test data, and realize water-rich zoning of the weathered bedrock in the well field by comprehensive use of the geological information of 249 exploration boreholes. The study shows that the weathered bedrock of Zhangjiamao minefield is weakly water-rich as a whole, and its spatial distribution is uneven. There are strong water-rich areas in the central part of the field and the local area along Wulanbula Gully, but their distribution range is small, there are some moderately water-rich areas in the central-western and southeastern parts, and the northeastern and southwestern areas are weakly and very weakly water-rich almost all the time. The results predicted are more in line with the actual situation, and the research results can provide a reference for the safe production of the mine and a new way of thinking for the prediction of the water-richness of the weathered bedrock.

[Keywords] weathered bedrock; support vector machine(SVM); whale optimization algorithm (WOA); water richness zoning

收稿日期: 2024-03-05 修订日期: 2024-10-09

基金项目: 国家自然科学基金(42177174)

第一作者: 侯恩科(1963—),男,汉族,陕西扶风人,博士,教授。研究方向:矿井水害防治。E-mail:houek@xust.edu.cn。

*通信作者: 吴家镁(1998—),男,汉族,陕西安康人,硕士研究生。研究方向:矿井水害防治。E-mail:1838605010@qq.com。

投稿网址:www.stae.com.cn

鄂尔多斯盆地侏罗系煤炭资源是中国当前重要的开发对象之一,其中榆神府矿区开采普遍面临顶板水害威胁^[1]。随着开采强度增加,区内煤层开采形成的采动裂隙易突破煤层顶板风化基岩,导致含水层地下水沿采动裂隙进入到工作面,形成严重水害问题^[2]。风化基岩的富水性评价对矿井防治水具有重要意义。现阶段对风化基岩富水性的相关研究较少,富水性预测结果与实际有一定的差距,缺少较为精确的富水性预测方法。

在顶板含水层富水性评价方面,前人做了很多研究,取得了大量成果。现阶段主要的富水性评价方法分为水文地质钻探法、物理探测法和多因素综合评价法三大类。常用的地球物理探测法主要包括高密度电法^[3]、瞬变电磁法^[4]、地面核磁共振技术^[5]等。水文地质钻探和物探方法存在成本高、采集数据受干扰程度大以及结果具有主观性强等不足。多因素综合评价法具有数据利用率高、快速、成本低等特点,近年来得到了长足发展。曾一凡等^[6]、武强等^[7]提出的“富水性指数法”,在富水性评价中得到了广泛应用;基于模糊聚类^[8]、层次分析、灰色关联^[9]等数学方法提出的富水性预测模型,基本实现了含水层富水性的分级分区,但都存在一些局限性。针对陕北侏罗纪煤田的风化基岩富水性,侯恩科等^[10-12]通过选取风化基岩厚度、风化程度和岩性组合指数等多个主控因素作为评判指标,建立了风化基岩的 Fisher 判别分析模型和 Bayes 判别分析模型,分区结果在张家崮和红柳林煤矿得到了较好的验证。杨磊等^[13]以红柳林煤矿 15217 工作面为研究对象,基于支持向量机算法建立了含水层的富水性分区模型。现阶段基于优化算法的支持向量机模型用在含水层富水性评价方面的研究还较少。

在前人研究的基础上,现把机器学习引入风化基岩的富水性评价模型的构建中。从张家崮井田的已有钻探成果入手,提出利用鲸鱼算法优化支持向量机来建立风化基岩的富水性评价模型,进而对张家崮井田未做过抽水试验的风化基岩钻孔进行评判,实现整个井田的富水性分区。

1 研究区水文地质条件

张家崮煤矿位于陕北神府煤田神南矿区中部,井田东西长 10.0 km,南北宽 5.7 km,面积 51.979 8 km²,开采标高 +910 ~ +1 170 m,生产能力 11.0 Mt/a。井田范围内的主要含水层为松散层孔隙含水层和基岩裂隙含水层两大类。其中风化基岩含水层具有富水性不均一、分布广泛的特点,是矿井的主要充水水源。

根据张家崮井田勘探资料,风化基岩含水层主要出露于井田中部及东部沟谷两侧。该含水层位于基岩顶部,厚 0.6 ~ 49.78 m,平均厚度 15.69 m,基本全区分布。含水层由各粒级砂岩、泥岩和砂质泥岩等组成,以粉砂岩-细粒砂岩为主要含水层段。据以往钻孔抽水资料,水位埋深一般为 19.18 ~ 61.62 m,统径统降单位涌水量为 0.000 385 ~ 2.854 50 L/(s·m),渗透系数 0.004 6 ~ 54.44 m/d,矿化度小于 0.4 g/L,属于富水性弱至中等含水层。区内典型风化基岩富水性柱状如图 1 所示。

2 风化基岩富水性影响因素

风化基岩是经风化作用,形成的与原岩性质不同的一类产物,其岩性受风化程度的影响较大。一般来说,影响风化基岩富水性的因素可以从富水介质、富水空间以及补给条件来分析。陕北侏罗系煤田

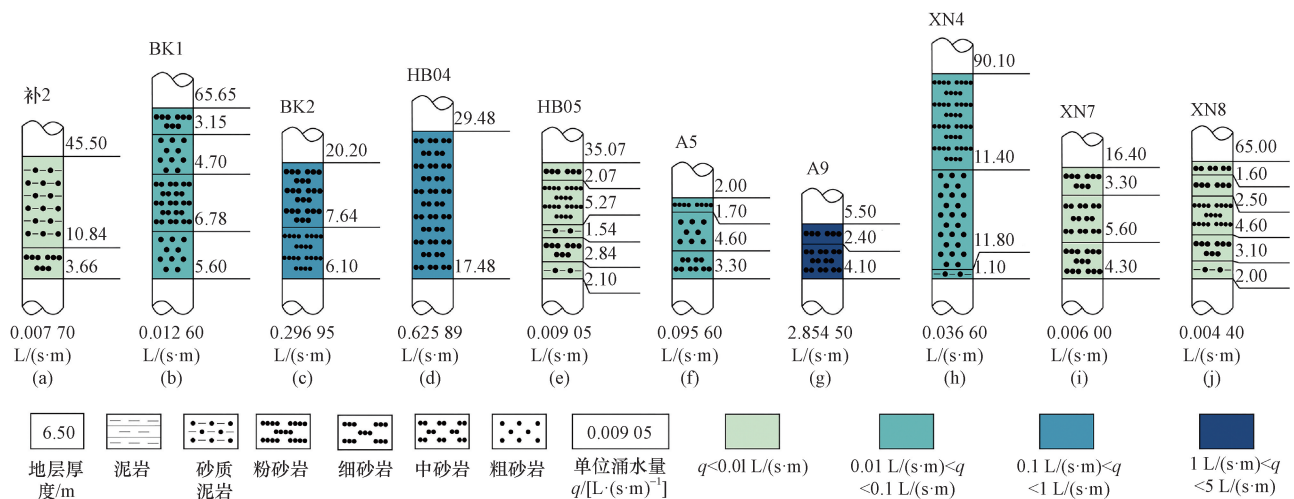


图 1 典型风化基岩富水性柱状图

Fig. 1 Water-richness histogram of typical weathered bedrock

松散层下风化基岩普遍广泛发育,根据以往对风化基岩的富水性研究,结合张家峁井田抽水试验结果以及相关的勘探资料综合分析,选取风化基岩的岩性组合指数、风化指数、厚度、岩芯采取率、埋深作为风化基岩富水性的评价指标。

2.1 岩性组合指数

不同矿物的抗风化能力不同,风化基岩的岩性发育及岩层组合反映含水层内部结构特征,一定程度上影响着含水层的储水性能。含水层的非均质性与岩性组合特征有一定的关系。如图2所示,统计得出张家峁井田内各钻孔风化基岩岩性占比情况,可以看出,区内风化基岩岩性以粉砂岩和细粒砂岩为主。含水层的岩性对其富水性具有一定影响,泥岩、砂质泥岩具有一定的阻水能力,而砂岩的富水性一般会随着颗粒粒径的增大,孔隙度增大,富水性也会变强。井田内含有泥岩和砂质泥岩的补2和HB05号钻孔,抽水试验结果反映其单位涌水量都属于极弱类型。

参考井田风化基岩富水性的相关研究成果,根据不同岩性的颗粒粒径和孔隙度大小,按照其对富水性的影响程度,结合其在含水层厚度中的占比,将不同岩性做量化处理并建立岩性组合指数 L 。按岩体岩性不同,分别将泥岩、砂质泥岩、粉砂岩、细粒砂岩、中粒砂岩和粗粒砂岩分别用 1~6 量化表示(表1)。

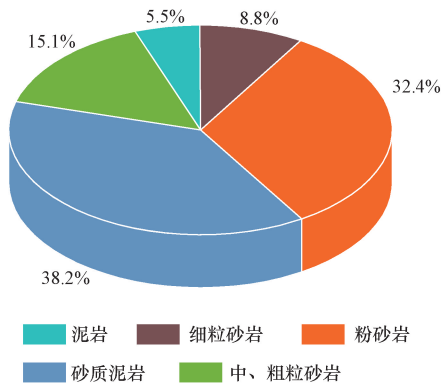


图2 风化基岩层各岩性占比统计图

Fig.2 Statistical diagram of the percentage of each lithology in the weathered bedrock layer

表1 风化基岩组岩性量化表

Table 1 Quantification of lithology of weathered bedrock groups

岩石类型	量化值 d_i
泥岩	1
砂质泥岩	2
粉砂岩	3
细粒砂岩	4
中粒砂岩	5
粗粒砂岩	6

岩性组合指数 L 的表达式为

$$L = \frac{\sum_{i=1}^n h_i d_i}{\sum_{i=1}^n h_i} \quad (1)$$

式(1)中: L 为风化基岩的岩性组合指数; h_i 为第 i 层岩层厚度, m ; d_i 为第 i 层岩的岩性量化值。岩性组合指数 L 越大,表明含水层岩性以粗颗粒砂岩为主,岩层碎屑颗粒的粒径和孔隙度越大,其富水性相对较好。

2.2 风化指数

岩层赋水空间的大小与其内部的孔隙和裂隙有着密切的关系,岩层的孔隙、裂隙越发育,其内部的赋水空间越大,富水性越强。基岩遭受风化作用的程度不同,其孔隙、裂隙发育程度也不同。风化越严重的岩层其内部孔隙、裂隙越发育,其富水性也相对较强。经调查,研究区内基岩以机械风化作用为主,如图3所示,不同风化程度的基岩在颜色、岩性、岩石结构和裂隙发育程度上都有不同的表现。岩石的风化程度与自身的抗风化能力有关,井田内泥岩、粉砂岩的破碎程度高;中、粗粒砂岩中石英矿物含量较高,其抗风化能力相对较强。

为了便于对研究区富水性进行研究,把不同风化程度的岩性特征作为划分标准对研究区内的基岩进行风化程度划分。按照表2的标准将风化基岩划分为强风化、中等风化以及弱风化3类。

如表3所示,将不同风化程度赋予不同的量化指数,再将各岩性厚度与风化程度指数结合,如式(2)所示,得到风化指数 G 。

表2 不同风化程度基岩特征对比图

Table 2 Comparison of bedrock characteristics with different degrees of weathering

风化级别	岩性描述	风化表现
弱风化	颜色为浅黄色、灰白色等,泥岩为浅黄色等,结构较为完整,略有破碎,少量的风化裂隙发育	
中等风化	颜色为灰黄色、灰绿色,泥岩为灰黄色等;局部破坏,常以团块状出现,较破碎,泥钙质胶结明显	
强风化	颜色主要为灰黄色,结构严重破坏,松散疏松、易压碎,泥岩团块状遇水膨胀;岩芯破碎、裂隙发育	

值,其解释结果具有良好的推广性。原始的 SVM 致力于寻求可将特征空间上二元数据间隔最大化的超平面,后续通过选取核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 将二维向量映射至高维特征空间中寻找最优的超平面,从而解决线性不可分的问题^[15-17]。

设有训练集数据 $X = \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m) \}$, 则其在高维空间的线性回归函数为

$$f(x) = \omega \varphi(x) + b \quad (3)$$

式(3)中: x 为输入的训练样本; $i = 1, 2, \dots, m, m$ 为样本个数; $\varphi(x)$ 为低维空间的非线性映射; ω 为权值向量,决定超平面方向; b 为偏置参数,决定超平面与原点距离。

使用非线性函数将输入数据映射至高维空间后, SVM 解决线性不可分问题的目标函数为

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \omega^T \mathbf{x}_i + b \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中: ξ_i 为松弛变量; C 为惩罚因子,二者是为了求解回归函数参数 ω 和 b 而引入的新变量和系数。 C 的大小对 SVM 分类器误差有较大的影响,一般而言当 C 越小,模型对特征数据的调整越小,容易欠拟合;当 C 过大时,模型越不能容忍出现误差,其预测的结果越容易出现过拟合的现象。通常利用拉格朗日函数将该问题转化为对偶问题继续求解,其对偶问题的目标函数 $L(a)$ 为

$$L(a) = \max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m [\alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) y_j \alpha_j] \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (7)$$

式中: α 为拉格朗日乘子; $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为核函数,选取径向基核函数(RBF)即高斯核函数,其对应的映射函数将样本空间映射至无限维空间,其函数表达式为

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right), \sigma > 0 \quad (8)$$

式(8)中: σ 为核函数的超参数。核参数 σ 决定了数据映射到新的特征空间后的分布,是影响支持向量机模型复杂程度的一个重要参数。当 σ 越小时,模型越简单,对预测集的泛化程度越高;反之,模型越复杂且泛化程度越低。

在支持向量机模型中,只有找到最优的参数组合才能得到最为理想的预测结果。鲸鱼优化算法能够跳出局部最优而实现全局最优,可用其优化支

持向量机参数以提高预测结果的准确性。

3.2 鲸鱼优化(WOA)

鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)是模仿自然界中鲸鱼捕食行为的新群体智能优化算法。鲸鱼捕食行为的目的是捕获猎物,一群鲸鱼在共同寻找猎物时,一定会存在某条鲸鱼先发现猎物的情况,这时候其他鲸鱼一定会向这条发现猎物的鲸鱼游来争抢猎物。该算法整个过程包含包围猎物、气泡网攻击、搜索猎物3个阶段^[18]。

将上述捕食过程应用到 WOA 求解问题的过程中,即一个解就可以用一个鲸鱼个体表示,若干个解就可以用若干个鲸鱼个体表示。使用 WOA 搜索问题求解的过程就可以看作是若干个鲸鱼个体不断更新个体位置,直至搜索到满意的解为止。

3.3 富水性评价模型构建

选取张家峁井田内共计 28 组做过抽水实验的样本数据作为训练集和验证集,利用训练得出的 WOA 优化的 SVM 富水性判别模型来预测井田内 249 个勘探钻孔的风化基岩的富水性,并按照预测结果进行富水性分区,具体计算流程如图 4 所示。主要步骤如下。

步骤 1 数据归一化处理和数据集的分割。将 28 组数据中的 22 组划分为训练集,剩余 6 组划分验证集。

步骤 2 核函数的选择。选取径向基核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$ 。

步骤 3 WOA 寻优。设置初始参数,种群规模 M 取 50,最大迭代次数 T 取 100。

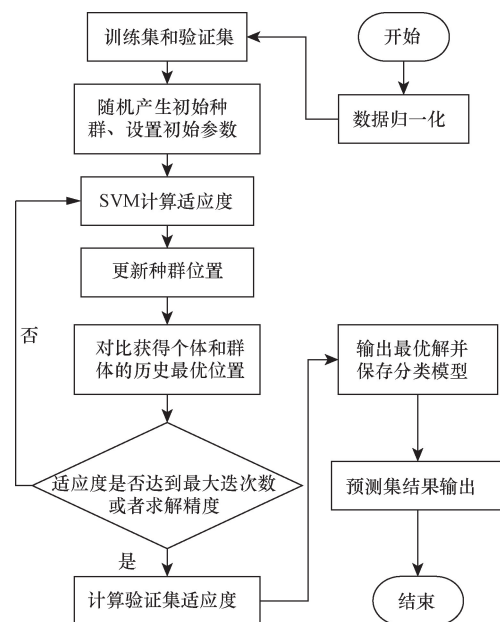


图 4 WOA 算法优化 SVM 计算流程

Fig. 4 WOA algorithm optimizes the SVM computation flow

步骤4 采用WOA算法对SVM模型中的惩罚函数 C 和径向基核函数的 σ 参数进行全局寻优, 最终获得最优解。

3.4 富水性分区方法

据《煤矿防治水细则》中含水层富水性划分标准: 按照钻孔单位涌水量 q 的大小, 将含水层富水性分为以下4级。

- (1) 弱富水性: $q \leq 0.1 \text{ L}/(\text{s} \cdot \text{m})$ 。
- (2) 中等富水性: $0.1 \text{ L}/(\text{s} \cdot \text{m}) < q \leq 1.0 \text{ L}/(\text{s} \cdot \text{m})$ 。
- (3) 强富水性: $1.0 \text{ L}/(\text{s} \cdot \text{m}) < q \leq 5.0 \text{ L}/(\text{s} \cdot \text{m})$ 。
- (4) 极强富水性: $q > 5.0 \text{ L}/(\text{s} \cdot \text{m})$ 。

对井田内风化基岩抽水实验数据分析发现, 井田内 A9 号钻孔的单位涌水量最大, 其单位涌水量达到了 $2.8545 \text{ L}/(\text{s} \cdot \text{m})$, 属强富水性, 区内未见富水性极强的抽水试验钻孔, 收集到的样本数据以弱富水性为主。基于此, 认为将井田内的风化基岩富水性级别按照表4分别划分为极弱、弱、中等和强富水性更为合理。

统计了风化基岩含水层岩性组合指数 (X_1)、风化程度 (X_2)、风化基岩厚度 (X_3)、岩芯采取率 (X_4) 和埋深 (X_5) 5 个评价指标。部分训练样本指标及实测富水性分级数据如表5所示。预测集的数据来自张家岭井田 249 个具有完整风化基岩性组合指数、风化指数、风化基岩厚度、岩芯采取率和埋深数据的勘探钻孔。

表4 风化基岩含水层富水性分区原则

Table 4 Principles of water-richness zoning of weathered bedrock aquifer

富水性级别	钻孔单位涌水量/ $[\text{L} \cdot (\text{s} \cdot \text{m})^{-1}]$	等级量化值
极弱	$q \leq 0.01$	1
弱	$0.01 < q \leq 0.1$	2
中等	$0.1 < q \leq 1$	3
强	$1 < q \leq 5$	4

表5 部分训练样本指标及实测富水性级别

Table 5 Selected training sample indicators and measured water enrichment data

钻孔	X_1	X_2	X_3/m	$X_4/\%$	X_5/m	级别
补1	2.54	1.46	20.00	63.41	56.20	2
补3	2.74	1.52	14.88	71.54	58.22	3
A9	4.51	2.31	6.50	60.50	5.50	4
XN2	4.51	2.73	14.00	81.85	46.90	1
XN3	4.24	2.39	10.30	85.06	40.50	2
XN4	4.41	2.95	24.30	79.26	90.10	2
HB03	3.08	3.00	30.28	76.96	4.80	1
HB04	5.00	3.00	17.48	70.94	29.48	3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
BK1	5.35	1.61	20.23	77.60	65.65	2

3.5 富水性分区结果

实验利用 Python 语言下 Sklearn 工具构建 WOA 优化 SVM 模型对样本集进行训练。同时选取粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 和混沌博弈优化 (chaos game optimization, CGO) 作为对比训练模型; 考虑到分类模型的特性以及可利用的测试样本数量较少, 选取模型的适应度以及达到最优适应度的迭代次数作为风化基岩评判模型的性能评估指标。

从模型验证集的结果来看, WOA 优化支持向量机的惩罚系数 C 取值为 17.22 且径向基核函数的核参数 σ 达到 1.32 时, 预测效果最好, 其所预测富水性适应度达到 0.83。如表6所示, 在6组验证样本中, 有5组样本的预测结果和实际富水性级别一致。对比模型中 PSO 优化支持向量机的惩罚系数 C 取值为 25.4 且核参数 σ 达到 1.23 时, 预测结果的适应度也达到 0.83; CGO 的优化支持向量机的惩罚系数 C 取值为 7.65, 且核参数 σ 达到 0.82 时, 预测结果的适应度达到最优只有 0.67。如图5所示, 模型达到最优适应度的迭代次数对比图中, WOA 算法在第5次迭代就达到了最优, 而与之对比的 PSO 算法需要到第14步才能达到最优。所以就模型的效率而言 WOA 更具优势。

表6 测试样本下 WOA 优化算法预测结果

Table 6 Predicted results of WOA optimization algorithm with test samples

钻孔	X_1	X_2	X_3/m	$X_4/\%$	X_5/m	实际级别	预测级别
补2	1.88	2.5	14.50	78.62	45.50	1	1
补8	2.74	1.62	16.30	62.42	51.70	1	2
BK4	3.68	1.00	24.36	83.11	28.59	1	1
SK4	3.55	1.32	41.93	89.63	26.98	2	2
X22	3.85	1.26	24.42	82.95	39.30	2	2
XN6	3.67	2.67	10.60	87.15	9.70	1	1

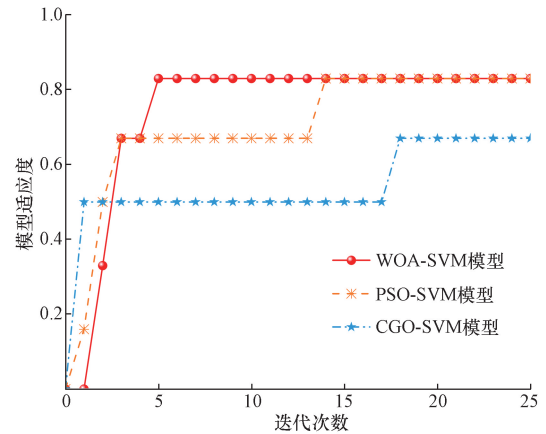


图5 适应度-迭代次数关系图

Fig. 5 Adaptation-number of iterations relationship graph

5 结论

在讨论风化基岩的富水性的问题时,不仅在模型方面做了优化,也从实际的角度进行了论证分析。提出的基于鲸鱼算法优化支持向量机(WOA-SVM)的风化基岩富水性判别模型,提高了勘探钻孔地质信息的利用率,利用优化算法进一步增强了判别模型的评估性能;在理论上,查阅了近5年的文献发现,目前利用机器学习对含水层富水性研究方面的内容较少,该研究是将机器学习技术应用到地质学领域的一个新尝试。以张家崩井田为研究对象,以井田内28组风化基岩抽水试验钻孔和249组勘探钻孔数据为基础,将机器学习的方法引入风化基岩富水性评价研究中,得到以下结论。

(1)针对风化基岩含水层,提出了在选取岩性组合指数、风化程度、风化基岩厚度、岩芯采取率和埋深作为评价指标的基础上,利用基于鲸鱼优化的支持向量机模型(WOA-SVM)预测其富水性并进行富水性分区的方法。

(2)利用井田内的4组钻孔单位涌水量数据以及井下实测涌水情况对风化基岩含水层富水性分区结果进行了验证。结合张家崩煤矿的实际情况,认为所提出的方法能对风化基岩含水层富水性空间分布不均的特性做出较为准确的预测,预测结果与实际相符。预测分区结果表明在井田中部和乌兰不拉沟沿线的局部地区存在强富水性区域,但其分布范围较小,中西部和东南部有部分中等富水性区域,东北部及西南部区域几乎全为弱和极弱富水性。

参 考 文 献

[1] 王双明,魏江波,宋世杰,等.黄土沟谷区浅埋煤层开采覆岩破坏与地表损伤特征研究[J].煤炭科学技术,2022,50(5):1-9.
Wang Shuangming, Wei Jiangbo, Song Shijie, et al. Study on overburden and surface damage characteristics of shallow-buried coal seam mining in loess gully area[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(5): 1-9.

[2] 马俊鹏,赵春虎,胡东祥,等.榆神矿区中深部煤层开采顶板涌水模式分析[J].干旱区资源与环境,2024,38(3):104-111.
Ma Junpeng, Zhao Chunhu, Hu Dongxiang, et al. Roof water gushing modes during coal seam mining: a case study in central Yushen mining area[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2024, 38(3): 104-111.

[3] 刘斌,董旭光.鄂南黄土塬高密度地震勘探关键技术[J].科学技术与工程,2023,23(11):4536-4543.
Liu Bin, Dong Xuguang. Key technology of high density seismic exploration in loess plateau of southern Ordos Basin[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(11): 4536-4543.

[4] 王雷生,程久龙,徐忠忠.矿井瞬变电磁法接收端单向屏蔽

[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(23): 9962-9967.
Wang Leisheng, Cheng Jiulong, Xu Zhongzhong. One-way magnetic shielding at the receiver of mine transient electromagnetic method [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(23): 9962-9967.

[5] 侯恩科,樊江伟,高利军,等.地面核磁共振技术在隐伏火烧区富水性探测中的应用[J].煤田地质与勘探,2021,49(5):230-237.
Hou Enke, Fan Jiangwei, Gao Lijun, et al. Application of surface nuclear magnetic resonance technology in detecting water abundance in concealed burnt zone[J]. Coal Geology & Exploration, 2021, 49(5): 230-237.

[6] 曾一凡,武强,杜鑫,等.再论含水层富水性评价的“富水性指数法”[J].煤炭学报,2020,45(7):2423-2431.
Zeng Yifan, Wu Qiang, Du Xin, et al. Further research on “water-richness index method” for evaluation of aquifer waterabundance [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(7): 2423-2431.

[7] 武强,樊振丽,刘守强,等.基于GIS的信息融合型含水层富水性评价方法——富水性指数法[J].煤炭学报,2011,36(7):1124-1128.
Wu Qiang, Fan Zhenli, Liu Shouqiang, et al. Water-richness evaluation method of water-filled aquifer based on the principle of information fusion with GIS: water-richness index method[J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(7): 1124-1128.

[8] 张红梅,吴基文,翟晓荣,等.煤系砂岩含水层富水性模糊综合预测与评价——以卧龙湖煤矿七舍为例[J].矿业安全与环保,2018,45(4):70-74,79.
Zhang Hongmei, Wu Jiwen, Zhai Xiaorong, et al. Fuzzy comprehensive prediction and evaluation of the water abundance of coal measures sandstone aquifer: taking Qihan of Wolonghu coal mine for example[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2018, 45(4): 70-74, 79.

[9] 邱梅,施龙青,滕超,等.基于灰色关联-FDAHP法与物探成果相结合的奥灰富水性评价[J].岩石力学与工程学报,2016,35(S1):3203-3213.
Qiu Mei, Shi Longqing, Teng Chao, et al. Water-richness evaluation of Ordovician limestone based on grey correlation analysis FDAHP and geophysical exploration [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2016, 35(S1): 3203-3213.

[10] 侯恩科,童仁剑,王苏健,等.陕北侏罗纪煤田风化基岩富水性Fisher模型预测方法[J].煤炭学报,2016,41(9):2312-2318.
Hou Enke, Tong Renjian, Wang Sujian, et al. Prediction method for the water enrichment of weathered bedrock based on Fisher model in northern Shaanxi Jurassic coal-field[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(9): 2312-2318.

[11] 侯恩科,闫鑫,郑永飞,等. Bayes 判别模型在风化基岩富水性预测中的应用[J].西安科技大学学报,2019,39(6):942-949.
Hou Enke, Yan Xin, Zheng Yongfei, et al. Application of Bayes discriminant model in prediction of water enrichment of weathered bedrock[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2019, 39(6): 942-949.

[12] 侯恩科,杨斯亮,苗彦平,等.基于Bayes判别分析模型的风化基岩富水性预测[J].煤矿安全,2023,54(1):180-187.
Hou Enke, Yang Siliang, Miao Yanping, et al. Prediction of wa-

- ter enrichment of weathered bedrock based on Bayes discriminant model[J]. *Safety in Coal Mines*, 2023, 54(1): 180-187.
- [13] 杨磊,雷方超,侯恩科,等. 含水层富水性分区及工作面疏放水后涌水量分段预测[J]. *煤田地质与勘探*, 2023, 51(10): 114-123.
- Yang Lei, Lei Fangchao, Hou Enke, et al. After workface dewatering based on water-rich zoning of the aquifer prediction of gushing water in sections[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2023, 51(10): 114-123.
- [14] 张人权. 水文地质学基础[M]. 6版. 北京:地质出版社,2011.
- Zhang Renquan. *Foundation of hydrogeology*[M]. 6rd ed. Beijing: Geological Industry Press, 2011.
- [15] 陈志刚,蔡春雨,王莹莹,等. 基于GOA优化支持向量机滚动轴承故障诊断[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(19): 8194-8200.
- Chen Zhigang, Cai Chunyu, Wang Yingying, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on GOA optimized support vector machine[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(19): 8194-8200.
- [16] 王鑫,张奇志. 改进麻雀搜索算法优化支持向量机的井漏预测[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(34): 15115-15122.
- Wang Xin, Zhang Qizhi. Improved sparrow search algorithm to optimize lost circulation prediction of support vector machine[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(34): 15115-15122.
- [17] 张良良,石永奎,李俊勇. 基于混合核函数支持向量机的顶板砂岩富水性研究[J]. *矿业安全与环保*, 2018, 45(2): 72-76.
- Zhang Liangliang, Shi Yongkui, Li Junyong. Study on water richness of roof sandstone based on hybrid kernel function support vector machine [J]. *Mining Safety & Environmental Protection*, 2018, 45(2): 72-76.
- [18] 何广焕,唐诗华,王文贯,等. 一种基于CSF-WOA-LSSVM的匹配点云土石方量计算方法[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(30): 13194-13201.
- He Guanghuan, Tang Shihua, Wang Wenguan, et al. A matching point cloud earthwork calculation method based on CSF-WOA-LSSVM [J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(30): 13194-13201.