基于深度学习模型的矿井回采工作面涌水量多特征预测*

张呈祥[1],张坤[2],谭文峰[1],范铭今[3],陈军涛[3,4,5],韦卓汶[6]

(1.山东能源集团西北矿业有限公司, 陕西 西安 710018;
2.应急管理大学 矿山安全学院, 河北 廊坊市 065201;
3.山东科技大学 能源与矿业工程学院, 山东 青岛市 266590;
4.煤炭资源高效开采与洁净利用国家重点实验室, 北京 100013;
5.矿业工程国家级实验教学示范中心, 山东 青岛市 266590;
6.山东科技大学 地球科学与工程学院, 山东 青岛市 266590)

摘要:矿井工作面回采过程中对含水层产生扰动后易导致工作面涌水量增大,威胁矿井安全生产,对工作面涌水量进行准确预测,可以有效防止水害事故发生。对基于深度学习模型的工作面涌水量多特征预测方法进行了研究,结合涌水量数据特点及现场实际情况,选择"双含水层水位+微震事件最大发生高度"作为特征数据,建立基于VMD-iCHOA-GRU的矿井回采工作面涌水量多特征预测模型,同时在不同数量特征组合下、单目标情况下和不同工作面数据下进一步验证多特征模型的预测效果。结果表明:VMD-iCHOA-GRU模型的涌水量预测结果的评价指标*MAE*、*RMSE*、*MAPE*分别为53.56 m^3/d、62.98 m^3/d、3.1%,均优于其他对照模型,其预测精度最高;多特征模型的预测精度均高于单因素模型和其他各类组合的单特征、双特征模型,且特征数据与研究目标间的相关性越强,越有利于提高预测精度;在不同工作面数据下该模型的预测效果均较好,验证了该模型具有相对稳定性和一定扩展性。研究成果为矿井回采工作面涌水量预测提供了新思路和新方法,对矿山防治水工作具有科学的指导意义和参考价值。

关键词:矿井水害防治;涌水量预测;深度学习;多特征预测

中图分类号:TD742 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)07-0097-11

Multi-Feature Prediction of Water Inflow in Mine Working Face Based on Deep Learning Model

Zhang Chengxiang[1], *Zhang Kun*[2], *Tan Wenfeng*[1], *Fan Mingjin*[3], *Chen Juntao*[3,4,5], *Wei Zhuowen*[6]

(1.Shandong Energy Group Xibei Mining Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi 710018, China;
2.School of Mine Safety, University of Emergency Management, Langfang, Hebei 065201, China;
3.College of Energy and Mining Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China;
4.State Key Laboratory of Coal Resource Efficient Mining and Clean Utilization, Beijing 100013, China;
5.National Demonstration Center for Experimental Mining Engineering Education, Qingdao, Shandong 266590, China;
6.College of Earth Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China)

Abstract: During the mining process of the mine working face, the disturbance of the aquifer can easily lead to an increase in the water inflow of the working face, which threatens the safe production of the mine. Accurate prediction of the water inflow of the working face can effectively prevent water disaster accidents. In this study, the multi-feature prediction method of water inflow in working face based on deep learning model was studied. Combined with the characteristics of water inflow data and the actual situation of the site, the "double aquifer water level+maximum height of microseismic event" was selected as the characteristic data, and the multi-feature prediction model of water inflow in working face of mine based on VMD-iCHOA-GRU was established. At the same time, the prediction effect of multi-feature model was further verified under different feature combinations, single feature conditions and different working face data. The results show that the evaluation indexes *MAE*, *RMSE* and *MAPE* of the water inflow prediction results of the VMD-iCHOA-GRU model are 53.56 m^3/d, 62.98 m^3/d and 3.1%, respectively, which are better than other control models, and its prediction accuracy is the highest. The prediction

* **收稿日期**:2025-07-02
基金项目:国家自然科学基金项目(52104203);山东省自然科学基金项目(ZR2022ME140);煤炭资源高效开采与洁净利用国家重点实验室项目(2021-CMCU-KF015)
作者简介:张呈祥(1988—),男,山东临沂人,高级工程师,主要从事矿井水害防治工作。E-mail:247553895@qq.com
通信作者:范铭今(1999—),男,山东日照人,硕士研究生,从事矿井水害防治等方面的研究。E-mail:15216335378@163.com

accuracy of the multi-feature model is higher than that of the single-factor model and other single-feature and double-feature models in various combinations, and the stronger the correlation between the feature data and the research target, the more conducive it is to improving the prediction accuracy. The prediction effect of the model is good under different working face data, which verifies that the model has relative stability and certain scalability. The research results provide new ideas and new methods for the prediction of water inflow in mine working faces, and have scientific guiding significance and reference value for mine water prevention and control.

Key words: Mine water disaster prevention, Water inflow prediction, Deep learning, Multi-feature prediction

0 引言

煤炭是我国重要的矿产资源,如何将煤炭安全高效地开采出来是煤矿业需要面对的困难和挑战[1]。矿井水害是制约煤炭资源开采的"五大灾害"之一,而开采过程中涌水量的大小可以直观反映出工作面受到水害威胁的程度[2-3]。因此,对涌水量进行超前预测可以提前探知潜在风险,并据此制定相应措施来保障矿井安全生产[4-5]。

针对矿井涌水量预测,已有专家学者进行了广泛的研究,取得了丰富的研究成果。在传统的解析法、比拟法和数值法方面[6-7],杨磊等[8]在基于含水层富水性分区预测的基础上,采用将采空区侧向补给水量和含水层自身赋存水量相结合的动静储量法计算井下疏放水后的工作面涌水量;周全超等[9]选择"大井法"和非稳定流"释水-断面流"法分别预测涌水量,认为"释水-断面流"法预测稳定度大于"大井法",并得出两种方法所适用的条件;杜亚军等[10]将三维地质模型导入 Feflow 模拟软件,通过设置边界和相关参数来实现涌水量动态预测;方刚[11]利用 Visual Modflow 软件构建相关数值模型,对不同工况条件的井下掘进、回采工作面的涌水量进行预测;高利军等[12]先采用 FLAC3D 软件分析围岩水平方向和垂直方向渗透系数变化规律,在此基础上采用 GMS 中的 MODFLOW 模块预测工作面涌水量变化。

上述传统方法的研究较为全面,但此类方法存在受随机因子影响大、处理复杂情况的能力较差、在大规模提取数据特征方面存在不足等问题。相比之下,深度学习模型由于能深入揭示数据内隐含的信息,并具备可灵活调整的架构设计,可以与各种场景匹配应用[13]。在利用深度学习方法预测涌水量方面,乔美英等[14]提出利用 GA 优化的 SVM 模型来实现矿井涌水量的短期准确预测,并通过与 BP 神经网络的预测效果进行对比,验证了 GA-SVM 模型具有更高的准确性;李占利等[15]提出了一种基于互补集合经验模态分与门控循环单元相结合的 CEEMD_GRU 矿井涌水量预测模型,相比于 BP 神经网络、SVM 模型和 GRU 神经网络,其预测结果更精确;梁满玉等[16]提出了一种基于深度残差网络和双向长短记忆网络的 DRN-BiLSTM 矿井涌水量预测模型,结果表明,相比于单模型,该模型预测精度更高,具有更好的泛化性;李建林等[17]从理论上分析了矿井水文系统产生混沌现象的机理,由混沌理论得到涌水量序列相空间重构后 GRNN 模型的相关参数值,并采用交叉验证法获得 GRNN 模型的光滑因子,建立了 Chaos-GRNN 预测模型;刘慧等[18]针对涌水量序列随时间波动无序变化的规律,提出了变分模态分解和深度置信网络相结合的 VMD-DBN 预测模型,在预测涌水量方面相较于对照模型有明显优势;丁莹莹等[19]基于单含水层水位、微震能量数据与涌水量的强关联性,建立了 SSA-CG-Attention 模型,相较于单目标预测模型,该模型更稳定、更准确;Yang 等[20]提出了一种结合网格搜索、季节性自回归移动平均和长短期记忆网络的 GC-SARIMA-LSTM 矿井涌水量预测模型,结果表明,该模型预测效果强于数值模拟方法。

综上所述,目前矿井涌水预测多采用分解方法+优化算法+预测方法为结构的预测模型,但对涌水量多特征预测以及不同数量特征组合下预测效果的研究较少。因此,根据研究现状及研究中存在的不足之处,建立 VMD-iCHOA-GRU 预测模型,对其预测精度和不同组合数量特征下、单目标情况下和不同工作面数据下模型的预测效果进行研究。研究结果可为矿井涌水量的预测和特征数据的选取提供借鉴和参考。

1 方法介绍

1.1 VMD 方法

变分模态分解(Variational Model Decomposition, VMD)方法的工作原理是寻找一个变分问题的最优解,涉及变分问题的求解过程,其基本流程如下。

(1) 对于每个模态 v_k,通过 Hilbert 变换计算与各个模态相关的解析信号,得到其单边频谱,并在加入指数项后调整各信号的中心频率,使用高斯平滑技术来估计解调后信号的带宽。约束变分问题可

以表示为式(1):

$$\begin{cases}\min\limits_{v_k,w_k}\left\{\sum\limits_{k=1}^{k}\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\dfrac{j}{\pi t}\right)v_k(t)\right]\mathrm{e}^{-j\omega_k t}\right\|_2^2\right\}\\ \text{s.t.}\sum\limits_{k=1}^{k}v_k=f(t)\end{cases}\tag{1}$$

式中:k 为分解模态数;v_k 为第 k 个分解模态;w_k 为第 k 个中心频率;$\delta(t)$ 为冲激信号;$\left(\delta(t)+\dfrac{j}{\pi t}\right)$ 对应希尔伯特变换算子,用于获取解析信号;约束条件描述为所有分解模态的叠加和等于原始信号 $f(t)$。

(2) 引入了 Lagrange 乘子 τ 以及二次惩罚项 α,构建 Lagrange 函数,如式(2) 所示:

$$\begin{aligned}L(v_k,\omega_k,\tau)=&\\ \alpha\sum_{k=1}^{k}\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{j}{\pi t}\right)v_k(t)\right]\mathrm{e}^{-j\omega_k t}\right\|_2^2+&\\ \left\|f(t)+\sum_{k=1}^{k}v_k(t)\right\|_2^2+\langle\tau(t),f(t)-\sum_{k=1}^{k}v_k(t)\rangle&\end{aligned}\tag{2}$$

(3) 利用交替方向乘子法(ADMM) 迭代更新各本征模函数(IMF) 成分及其中心频率,求解原问题的最优解。更新过程如式(3) 所示:

$$\hat{v}_k^{n+1}(\omega)=\frac{\hat{f}(\omega)-\sum\limits_{i\neq k}\hat{v}_i(\omega)+\hat{\tau}(\omega)/2}{1+2\alpha\ (\omega-\omega_k)^2}\tag{3}$$

$$\omega_k^{n+1}=\frac{\int_0^{\infty}\omega\ |\ v_k^{n+1}(\omega)\ |^2\mathrm{d}\omega}{\int_0^{\infty}|\ v_k^{n+1}(\omega)\ |^2\mathrm{d}\omega}\tag{4}$$

式中:$\hat{v}_k^{n+1}(\omega)$ 表示第 k 个模态的频域;$\hat{f}(\omega)$、$\hat{v}_i(\omega)$、$\hat{\tau}(\omega)$ 分别代表 $f(t)$、$v_k(t)$、$\tau(t)$ 的 Fourier 变换形式。

1.2 iCHOA 算法

黑猩猩优化算法(Chimp Optimization Algorithm, CHOA)是在模拟了黑猩猩种群社会行为的基础上提出的一种智能优化算法,包括驱赶、追逐、包围和进攻四个阶段。针对 CHOA 优化算法中存在初始种群分布不均匀和易陷入局部最优的问题,通过引入 Sobol 序列和余弦动态因子对其进行改进,得到 iCHOA 算法(Improved CHOA, 改进黑猩猩优化算法),具体原理如下。

(1) 定义全局解的可能区间为 $[lb,ub]$,引入 Sobol 序列生成随机变量,种群初始化位置如式(5)所示:

$$X_n=lb+S_i\cdot(ub-lb)\tag{5}$$

式中:X_n 为第 n 个种群个体的初始化位置;lb 为区间的左边界;ub 为区间的右边界;S_i 为 Sobol 序列生成的第 i 个随机变量,$S_i\subseteq[0,1]$。

(2) 种群初始化之后,黑猩猩各司其职,种群个体分为攻击者(Attacker)、包围者(Barrier)、驱赶者(Chaser)和追捕者(Driver)四类,其中攻击者领导种群搜寻捕食方向,其他三类个体负责协助。攻击者根据猎物的位置相应地改变自身的位置,其位置的更新如式(6)所示,各位置向量的计算如式(7)至式(10)所示:

$$\boldsymbol{X}_{\text{chimp}}(t+1)=X_{\text{prey}}(t)-\boldsymbol{a}\cdot d\tag{6}$$

$$\boldsymbol{a}=2\cdot f\cdot r_1-f\tag{7}$$

$$d=|c\cdot X_{\text{prey}}(t)-\boldsymbol{m}\cdot\boldsymbol{X}_{\text{chimp}}(t)|\tag{8}$$

$$c=2\cdot r_2\tag{9}$$

$$\boldsymbol{m}=Chaotic.value\tag{10}$$

式中:$\boldsymbol{X}_{\text{chimp}}$ 为当前黑猩猩群的坐标向量;X_{prey} 为当前目标猎物的坐标位置;t 为当前迭代次数;$\boldsymbol{a}$ 为用于衡量黑猩猩群与猎物之间相对距离的随机向量;f 为收敛因子,其大小随迭代次数从 2.5 非线性减少到 0;r_1 为取值[0,1]的随机数;d 为黑猩猩与猎物之间的距离;c 为在狩猎过程中障碍物对黑猩猩捕猎的影响因子;r_2 为取值[0,1]的随机数;$\boldsymbol{m}$ 为混沌映射矢量;$Chaotic.value$ 为混沌因子值。

为增加攻击者搜索范围,提出了一种余弦动态因子 ε,并将其添加到攻击者位置处。余弦动态因子数学模型如式(11)所示,引入余弦动态因子后,黑猩猩攻击猎物的数学模型如式(12)至式(14)所示:

$$\varepsilon=\cos\left(\frac{10\pi}{9}\cdot\frac{t}{t_{\max}}-\frac{\pi}{9}\right)\tag{11}$$

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}_1=\varepsilon\boldsymbol{X}_{\text{Attacker}}-a_1\cdot d_{\text{Attacker}}\\ \boldsymbol{X}_2=\boldsymbol{X}_{\text{Barrier}}-a_2\cdot d_{\text{Barrier}}\\ \boldsymbol{X}_3=\boldsymbol{X}_{\text{Chaser}}-a_3\cdot d_{\text{Chaser}}\\ \boldsymbol{X}_4=\boldsymbol{X}_{\text{Driver}}-a_4\cdot d_{\text{Driver}}\end{cases}\tag{12}$$

$$\begin{cases}d_{\text{Attacker}}=|C_1\cdot\boldsymbol{X}_{\text{Attacker}}-\boldsymbol{m}_1\cdot X|\\ d_{\text{Barrier}}=|C_2\cdot\boldsymbol{X}_{\text{Barrier}}-\boldsymbol{m}_2\cdot X|\\ d_{\text{Chaser}}=|C_3\cdot\boldsymbol{X}_{\text{Chaser}}-\boldsymbol{m}_3\cdot X|\\ d_{\text{Driver}}=|C_4\cdot\boldsymbol{X}_{\text{Driver}}-\boldsymbol{m}_4\cdot X|\end{cases}\tag{13}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\frac{\boldsymbol{X}_1+\boldsymbol{X}_2+\boldsymbol{X}_3+\boldsymbol{X}_4}{4}\tag{14}$$

式中:t 为当前迭代次数;$t_{\max}$ 为最大迭代次数;$\boldsymbol{X}_{\text{Attacker}}$、$\boldsymbol{X}_{\text{Barrier}}$、$\boldsymbol{X}_{\text{Chaser}}$ 和 $\boldsymbol{X}_{\text{Driver}}$ 分别表示攻击者、包围者、驱赶者和追捕者的位置向量;$\boldsymbol{X}_1$、$\boldsymbol{X}_2$、$\boldsymbol{X}_3$ 和 $\boldsymbol{X}_4$ 分别表示攻击者、包围者、驱赶者和追捕者更新后的坐标向量;$\boldsymbol{X}(t+1)$ 表示经迭代后黑猩猩个体的最新定位向量;d_{Attacker}、d_{Barrier}、d_{Chaser}、d_{Driver} 分别表示攻击者、包围者、驱赶者、追捕者与猎物之间的距离;C_1、C_2、C_3、C_4 均表示在狩猎过程中障碍物阻挡黑猩猩捕猎的影响因子;$\boldsymbol{m}_1$、$\boldsymbol{m}_2$、$\boldsymbol{m}_3$、$\boldsymbol{m}_4$ 均为混沌映射矢量。

1.3 GRU 神经网络

门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)神经网络是一种简化的神经网络,只包含更新门和重置门,在保持较好拟合效果的前提下可以大大提高预测速度。GRU 神经网络计算公式如下:

$$r_t=\sigma(\boldsymbol{W}_r[h_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_r) \tag{15}$$

$$z_t=\sigma(h^{t-1}\cdot\boldsymbol{W}_z[h_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_z) \tag{16}$$

$$\hat{h}=\tanh(\boldsymbol{W}_z[(r_t\odot h_{t-1}),\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_z) \tag{17}$$

$$h_t=(1-z_t)\odot h_{t-1}+z_t\odot\hat{h} \tag{18}$$

式中:r_t 为重置门;z_t 为更新门;σ 为激活函数;$\boldsymbol{W}_r$ 和 $\boldsymbol{W}_z$ 分别为重置门和更新门的权重矩阵;$\boldsymbol{b}_r$ 和 $\boldsymbol{b}_z$ 分别为重置门和更新门的偏置矩阵;h_t 为当前时间步隐含状态;h_{t-1}为上一时间步隐含状态;$\boldsymbol{x}_t$ 为当前时间步的输入向量;$\hat{h}$ 主要包含当前时间步的输入信息 $\boldsymbol{x}_t$;tanh 为激活函数,将 $\hat{h}$ 范围限制在[-1,1]范围内;$(1-z_t)\odot h_{t-1}$表示对先前隐含状态 h_{t-1}的选择性遗忘;$z_t\odot\hat{h}$表示对包含当前节点信息的选择性记忆。

1.4 VMD-iCHOA-GRU 模型构建

将 VMD 方法、iCHOA 优化算法和 GRU 神经网络进行结合,得到 VMD-iCHOA-GRU 模型,再将经过处理后的数据导入模型进行训练和预测。具体预测步骤如下:

步骤一,对原始数据进行异常值检验、缺失值补齐和数据归一化,在保证数据质量的同时提高模型训练的效率;

步骤二,对数据采用 Spearman 系数进行相关性分析,揭示特征变量和涌水量之间的相关性;

步骤三,选择不同的数据集划分比例进行测试,选定预测效果最佳的划分比例;

步骤四,用 VMD 方法将原始数据分解为多个包含不同信息的 IMF 分量,从而有效处理非平稳的数据序列,提高预测精度;

步骤五,将处理后的数据导入 GRU 神经网络中,采用 iCHOA 优化算法对 GRU 神经网络选定的超参数进行寻优,找到最优超参数后在 GRU 神经网络中进行调整,并根据模型训练的结果及时调整适应度值;

步骤六,将各 IMF 分量的预测效果进行叠加,进行反归一化后,选择评价指标对预测效果进行评价,输出最终的预测效果和评价结果。

预测流程如图 1 所示。

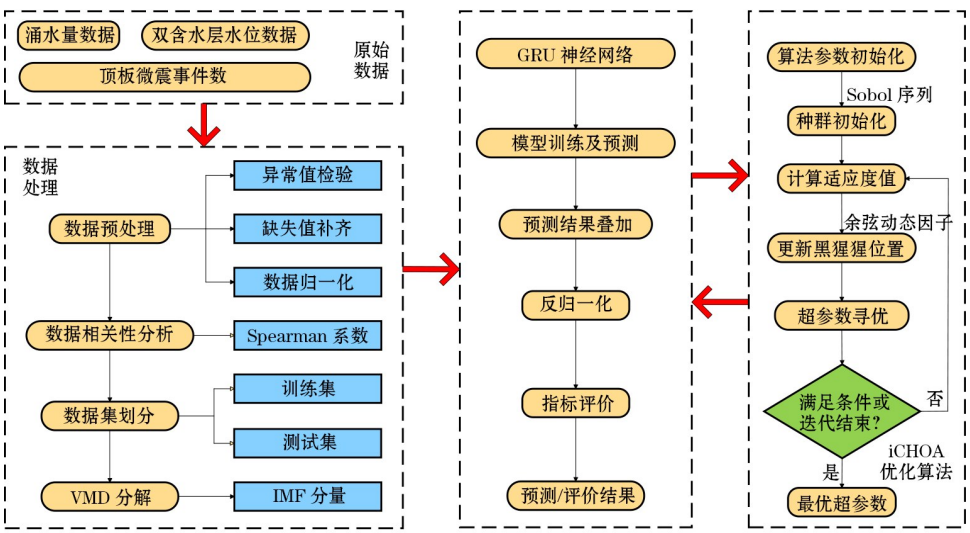


图 1 预测流程

Fig.1 Forecasting process

2 研究区概况及原始数据

2.1 研究区概况

以山东省西南部某煤矿为研究对象,该煤矿目前正在开采 5 煤层。煤层上覆主要含、隔水层,自上而下分别为新近系中新统隔水层、新近系中新统含水层、古近系砂砾岩含水层和二叠系砂岩裂隙含水层。天然情况下,由于新近系中新统隔水层较好的隔水作用,新近系中新统隔水层和新近系中新统含水层几乎没有水力联系。根据地面水文孔抽水资料,新近系中新统含水层受原始沉积作用控制,单位涌水量为 0.095 1~0.635 4 L/(s·m),属弱~中等富水性,且底部无连续厚层黏土隔水层发育;古近系砂砾岩含水层分布不稳定且发育范围有限,对矿井充水基本无影响;二叠系砂岩裂隙含水层在原始状态下单位涌水量为 0.000 5~0.098 9 L/(s·m),属

弱富水性,但与新近系中新统含水层在其隐伏露头处发生水力联系,富水性明显增强。5 煤层上覆主要含、隔水层如图 2 所示。

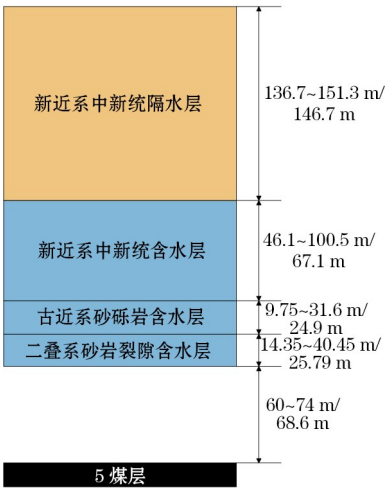


图 2 5 煤层上覆主要含、隔水层示意

Fig.2 Schematic of the main aquifer and aquiclude overlying the 5th coal seam

2.2 数据来源

数据来源于该煤矿 5 煤层 120502 工作面,该工作面埋深 737～797 m,平均煤厚 6.10 m,走向长度为 526 m,倾斜长度为 262 m。该煤矿于 2022 年 12 月 8 日至 2023 年 5 月 5 日回采 120502 工作面,布置有 KJ402 水文监测系统和 KJ1640 矿用微震电法并行监测系统。富水性较强的新近系中新统含水层是工作面充水的主要来源,二叠系砂岩裂隙含水层是工作面的直接充水含水层。工作面回采时顶板导水裂缝带发育,会扩大对含水层的扰动影响。综合分析后认为,含水层水位和工作面微震事件最大发生高度与涌水量具有一定关联性,因此,选择离 120502 工作面较近且稳定易获取的二叠系砂岩裂隙含水层 30-8 孔水位、新近系中新统含水层 G1 孔水位和微震事件最大发生高度作为工作面涌水量预测的特征数据。每天对研究数据各记录 1 次,共计 149 组数据。涌水量与各特征数据之间的关系如图 3 所示。

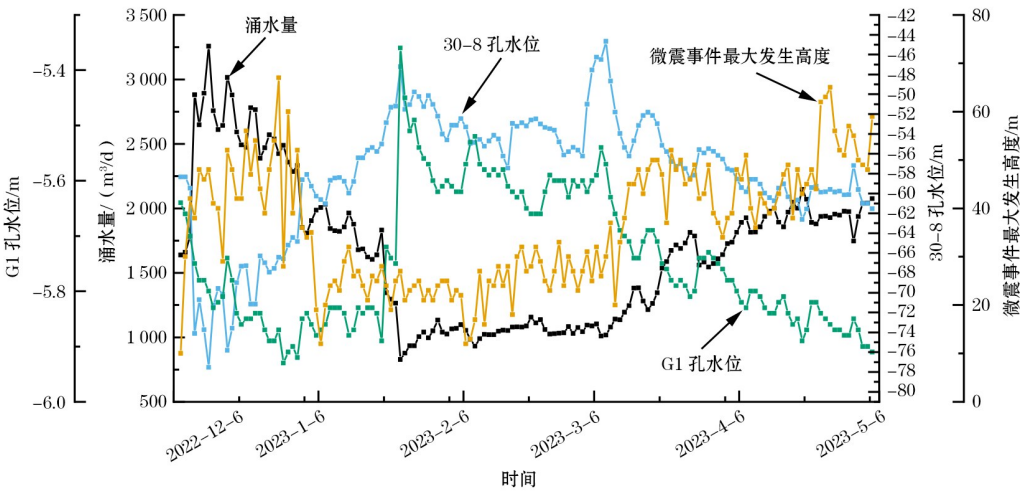


图 3 涌水量与各特征数据的关系

Fig.3 The relationship between water inflow and various characteristic data

2.3 数据处理

2.3.1 数据预处理

(1) 异常值检验。

在数据序列中有时会存在明显偏离正常数值的异常值。采用 Pauta 准则对异常值进行检验,判别异常数据的计算公式如下:

$$\begin{cases}\sigma=\sqrt{\dfrac{\sum_{i=1}^{m}(x_i-x)^2}{m-1}}\\ |x_i-\bar{x}|>3s\end{cases} \tag{19}$$

式中:m 为原始数据的个数;x 为原始值;x_i 为第 i 个原始数据;$\bar{x}$ 为原始数据的平均值;s 为原始数据的标准差。当 x_i 与 $\bar{x}$ 的绝对差大于 3 倍的 s 时,则认为该数据为异常值,并将其删除。

(2) 缺失值补齐。

缺失值包括原有缺失值和异常值删除后所产生的缺失值,对缺失值采用线性插值的方法进行补齐,计算公式如下:

$$f(t_1)=f(t_0)+(t_1-t_0)\frac{f(t_2)-f(t_0)}{t_2-t_0} \tag{20}$$

式中:t_1 为缺失值所对应的点;t_0 和 t_2 为缺失值对应点两侧的点;$f(t_0)$和 $f(t_2)$为两点所对应的值;

$f(t_1)$为缺失值点插值后的值。

(3) 数据归一化。

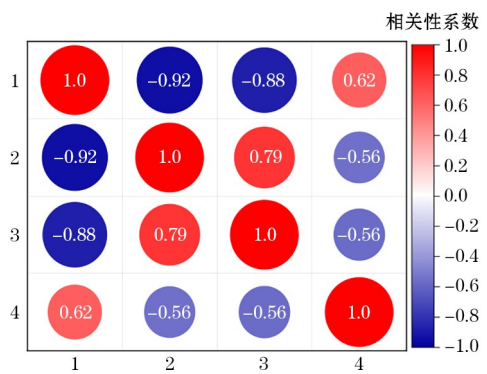
数据归一化是将所有数据转换到一个特定范围内,减小不同特征量级对模型预测性能的不利影响。反归一化则是归一化的逆过程。数据归一化和反归一化的计算公式如下:

$$\begin{cases}\hat{x}=\dfrac{x-\min(x)}{\max(x)-\min(x)}\\ x=\hat{x}\cdot(\max(x)-\min(x))+\min(x)\end{cases}\tag{21}$$

式中:$\hat{x}$ 为归一化后的值;max(x)为最大值;min(x)为最小值。

2.3.2 相关性分析

选择 Spearman 相关系数对数据之间的相关性进行分析。相比其他相关系数,Spearman 相关系数不需要数据满足正态分布的假设,因此在实际数据分析中普适性更好。Spearman 相关系数中包含相关性系数 r 和显著性水平 p,当 r 接近 1 或−1 时,表明两数据间具有较强的正相关或负相关性;当 p 小于设定的显著性水平 0.01 时,则认为两数据间存在显著的相关性。涌水量与各特征数据的相关性系数如图 4 所示。



注:1—涌水量 2—30-8 孔水位
3—G1 孔水位 4—微震事件最大发生高度

图 4 数据相关性系数

Fig.4 Data correlation coefficient

三组特征数据与涌水量数据的相关性系数 r 分别为−0.92,−0.88,0.62,两个含水层水位与涌水量间存在负相关性,微震事件最大发生高度与涌水量间存在正相关性;30-8 孔水位、G1 孔水位、微震事件最大发生高度与涌水量的显著性水平 p 分别为 7.52E-56、4.76E-49、2.70E-17,均小于设定值 0.01,说明三组特征数据与涌水量数据间的相关性显著。综上,认为三组特征数据与涌水量数据间存在较强的相关性。

2.3.3 数据集划分

将训练集和测试集的比例分别设置为 6∶4、7∶3 和 8∶2,对数据集进行训练和测试,所得拟合度结果见表 1。

表 1 各数据集比例下训练集和测试集拟合度

Table 1 Fitting degree of training and test sets under different proportions of data sets

训测比例	训练集拟合度/%	测试集拟合度/%
6∶4	98.90	75.18
7∶3	99.01	92.29
8∶2	98.43	82.05

当按照 7∶3 的比例划分训练集和测试集时,模型训练集和测试集的拟合度均最高,因此将训练集和测试集按照 7∶3 的比例划分。

2.3.4 VMD 分解

涌水量数据随时间呈波动变化,采用 VMD 方法对其进行模态分解,使数据平稳化,提高预测精度。经多次试验表明,当分解模态数 $k=7$ 时,分解效果最好。涌水量数据分解结果如图 5 所示。

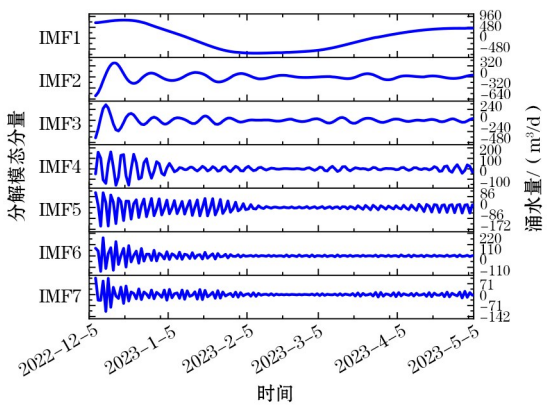


图 5 涌水量数据分解结果

Fig.5 Decomposition results of water inflow data

结合图 5 对分解结果进行分析:IMF1 为低频分量,表示涌水量数据的整体变化趋势,其波形和涌水量“高-低-高”的变化趋势相对应;IMF2、IMF3 为中频分量,表示中等时间尺度内涌水量受外界扰动所产生的变化,其波形与涌水量跨越中等时间尺度的多次较大波动相对应;IMF4～IMF7 为高频分量,表示较短时间尺度内涌水量受外界扰动所产生的变化,其波形与涌水量短时间尺度内的频繁锯齿状波动相对应。同时,中频分量和高频分量的波动基本集中在两端,中间部分较为平缓,亦与涌水量的波动趋势相对应。综上认为,VMD 方法可以较好

地对涌水量数据进行模态分解,并提取其中的特征信息。

3 试验设置

该模型是基于 Matlab R2022b 平台搭建的,在操作系统为 Windows 11、CPU 为 Intel i3 12 100 k、内存为 16 GB 3 200 MHz 的环境下进行模型训练和涌水量预测。

3.1 模型参数

选择 iCHOA 算法对 GRU 神经网络进行超参数寻优,同时选择未改进的 CHOA 算法作为对照,以此来验证改进后的 iCHOA 算法的优越性。待优化的超参数包括初始学习率、L2 正则化系数和隐藏层节点数,其中初始学习率控制训练过程中权重更新的步长,L2 正则化系数防止过拟合并增强泛化能力,隐藏层节点数决定模型的复杂程度和学习能力。

在经过 100 次迭代寻优后,iCHOA 算法的准确率达到最大值 93.24%,在迭代至 17 次时收敛;CHOA 算法的准确率达到最大值 92.18%,在迭代至 22 次时收敛。相比之下,iCHOA 算法的准确率更高,收敛速度更快。iCHOA 算法对 GRU 神经网络超参数进行寻优后,得到的最优解分别为:初始学习率 4.1×10^{-3}、L2 正则化系数 5.8×10^{-5}、隐藏层节点数 33。

3.2 评价指标

选择平均绝对误差(*MAE*)、均方根误差(*RMSE*)、平均绝对百分比误差(*MAPE*)三个指标对模型的预测精度进行评价,三种指标均为值越小,预测越准确,其计算公式如下:

$$MAE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i-y_i| \tag{22}$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{23}$$

$$MAPE=\frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right| \tag{24}$$

式中:n 为样本数量;$\hat{y}_i$ 为预测值;y_i 为真实值。

3.3 对照模型

选择未优化的 VMD-GRU 模型、未分解的 iCHOA-GRU 模型、未分解改进的 CHOA-GRU 模型和原始 GRU 模型作为对照模型,以此来验证 VMD-iCHOA-GRU 模型在涌水量预测方面的准确性。

4 预测效果分析

将 VMD-iCHOA-GRU 模型与未优化的 VMD-GRU 模型、未分解的 iCHOA-GRU 模型、未分解改进的 CHOA-GRU 模型和原始 GRU 模型的预测效果进行对比,各模型预测效果如图 6 所示(颜色标识见电子版)。

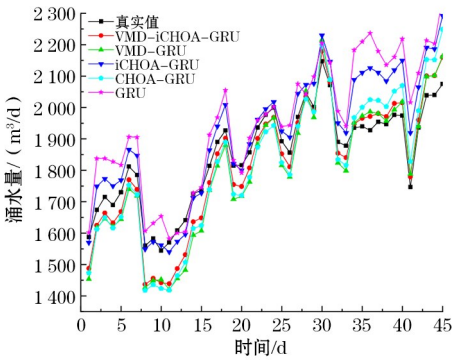


图 6 各模型预测效果

Fig.6 Predicted results of various models

选择 *MAE*、*RMSE*、*MAPE* 三个评价指标对各模型的预测效果进行评价,评价结果见表 2。

表 2 各模型预测精度评价结果

Table 2 Evaluation results of prediction accuracy for various models

模型	*MAE*/(m³/d)	*RMSE*/(m³/d)	*MAPE*/%
VMD-iCHOA-GRU	53.56	62.98	3.1
VMD-GRU	70.91	81.99	3.9
iCHOA-GRU	73.31	88.41	4.0
CHOA-GRU	80.10	94.07	4.5
GRU	106.48	136.98	5.7

由表 2 可知,VMD-iCHOA-GRU 模型预测结果精度的 3 个评价指标分别为 53.56 m³/d、62.98 m³/d、3.1%,均优于其他模型,预测精度最高;VMD-GRU 模型各指标均优于 iCHOA-GRU 模型各指标,说明在预测矿井涌水量这类波动数据时,VMD 方法的分解作用比 iCHOA 算法的优化作用更能提高预测的准确性;iCHOA-GRU 模型各指标均优于 CHOA-GRU 模型各指标,说明改进后的 iCHOA 算法在提高预测精度方面强于未改进的 CHOA 算法。

5 讨论

为进一步验证多特征模型的预测效果,分别对不同数量特征组合下、单目标情况下和不同工作面

数据下模型的预测效果进行研究,以此来验证其预测效果。

5.1 不同数量特征组合下模型预测效果

选择单 G1 孔水位下、单 30-8 孔水位下、单微震事件最大发生高度下、G1 孔水位与 30-8 孔水位下、G1 孔水位与微震事件最大发生高度下、30-8 孔水位与微震事件最大发生高度下 6 种不同数量特征组合作为涌水量预测的特征数据,选择预测效果最好的 VMD-iCHOA-GRU 模型对其进行预测,并与多特征耦合下 VMD-iCHOA-GRU 模型的预测效果进行对比,预测效果如图 7 所示。

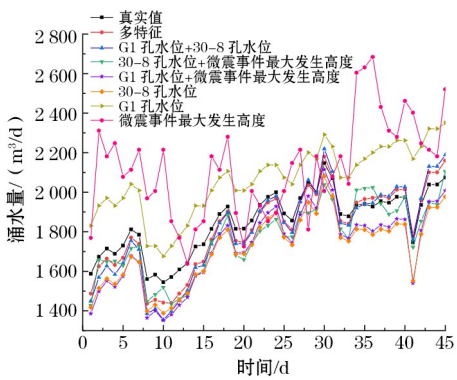


图 7 不同数量特征组合下的模型预测效果

Fig.7 Predicted results of the model under different combinations of quantitative features

不同数量特征组合下的模型预测效果评价结果见表 3。

表 3 不同数量特征组合下模型预测结果的评价

Table 3 Evaluation of predicted results of the model under different combinations of quantitative features

特征数据组合	*MAE*/(m³/d)	*RMSE*/(m³/d)	*MAPE*/%
多特征	53.56	62.98	3.1
G1+30-8	70.84	86.83	4.1
30-8+微震	92.42	101.92	5.1
G1+微震	124.01	130.91	6.9
30-8	138.45	180.36	7.2
G1	213.20	220.68	11.6
微震	305.19	365.56	16.8

注:G1 表示 G1 孔水位;30-8 表示 30-8 孔水位;微震表示微震事件最大发生高度。

由表 3 可知,多特征模型预测结果的精度评价指标均优于其他模型,双特征模型预测结果的精度评价指标均优于单特征模型,这是因为各特征数据间时序信息的互相补充,可以使模型获取更全面的信息,避免某一特征数据对最终预测效果起主导作用,从而提高预测精度;双特征数据模型预测精度的评价结果为 G1+30-8>30-8+微震>G1+微震,单特征数据模型预测精度的评价结果为 30-8>G1>微震,与涌水量的相关性方面 30-8>G1>微震,说明特征数据与研究目标间的相关性越强,在提高预测精度方面越有优势。

根据上述分析,应选择三个及以上具有显著相关性的特征数据(显著性水平<0.01 且越小越好)来预测涌水量,以保证有较高的预测精度,避免由于特征数据过少或相关性过低而导致预测结果不准确。

5.2 单目标情况下模型预测效果

选择预测效果最好的 VMD-iCHOA-GRU 模型、预测效果较好的 VMD-GRU 模型和 iCHOA-GRU 模型,分别探究其在单涌水量目标下的预测效果,并与多特征耦合下模型的预测效果进行对比,预测效果如图 8 所示。

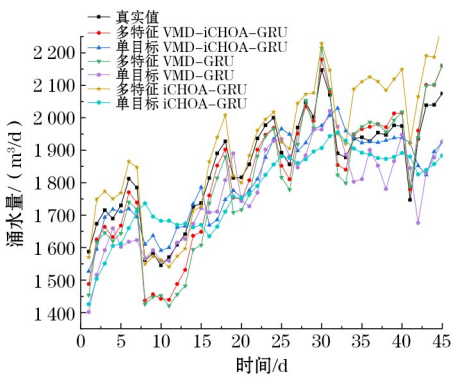


图 8 单目标情况下模型预测效果

Fig.8 Predicted results of the models in the single-factor case

选择 *MAE*、*RMSE*、*MAPE* 三个评价指标对各模型的预测结果进行评价,评价结果见表 4。

表 4 单目标情况下模型预测结果的评价

Table 4 Evaluation of predicted results from the models in the single-target case

模型	类型	*MAE*/(m³/d)	*RMSE*/(m³/d)	*MAPE*/%
VMD-iCHOA-GRU	多特征	53.56	62.98	3.1
	单目标	92.18	110.08	4.7
VMD-GRU	多特征	70.91	81.99	3.9
	单目标	109.15	124.52	5.6
iCHOA-GRU	多特征	73.31	88.41	4.0
	单目标	115.08	131.56	5.8

由表 4 可知,VMD-iCHOA-GRU 模型、VMD-GRU 模型和 iCHOA-GRU 模型的多特征预测精度评价结果均优于各自的单目标预测精度评价结果,

这是由于单目标预测仅依赖于涌水量一个目标的历史数据进行预测,忽略了特征数据对涌水量变化的影响,易导致预测失误。而多特征预测是通过 3 个及 3 个以上与研究目标相关的特征数据来获取信息,各特征数据间互为补充,避免某一特征对最终预测效果产生较大影响,从而提高预测的准确性。

根据上述分析,进行矿井涌水量预测时,应优先选择多特征预测模型,以使得预测更准确。

5.3 不同工作面数据下模型预测效果

为验证所提出的模型具有相对稳定性和一定扩展性,选择另外三个工作面回采过程中的数据进行验证。为验证模型具有相对稳定性,选择该煤矿 5 煤层 13 采区 130501 工作面回采过程中的相关数据,其特征数据与 120502 工作面一致;为验证模型具有一定扩展性,选择华北型煤田某煤矿 111108 工作面和侏罗系煤田某煤矿 6401 工作面回采过程中的相关数据,依据工作面实际情况选取特征数据并对模型参数进行调整。不同工作面数据下模型预测结果如图 9、图 10 和图 11 所示。

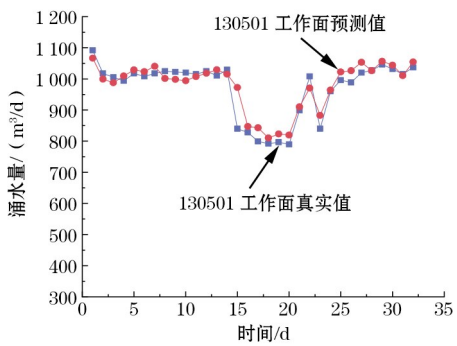


图 9 130501 工作面数据下模型预测结果

Fig.9 Predicted results of the model under 130501 working face data

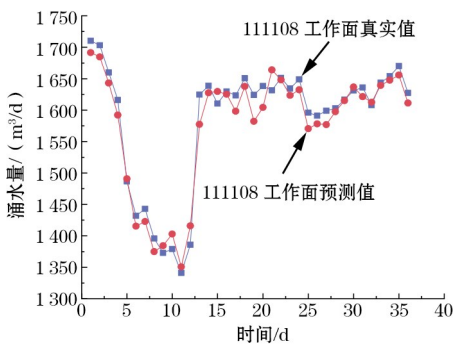


图 10 111108 工作面数据下模型预测结果

Fig.10 Predicted results of the model under 111108 working face data

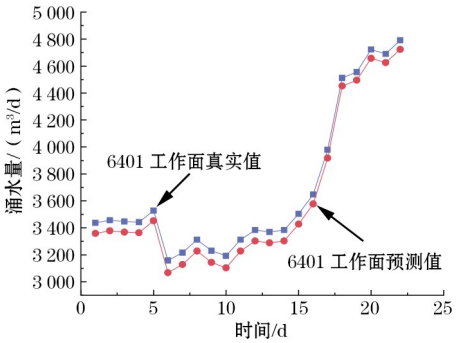


图 11 6401 工作面数据下模型预测结果

Fig.11 Predicted results of the model under 6401 working face data

选择 *MAE*、*RMSE*、*MAPE* 三个评价指标对不同工作面数据下模型的预测效果进行评价,评价结果见表 5。

表 5 不同工作面数据下模型预测结果的评价

Table 5 Evaluation of predicted results from the model under different working face data

工作面	*MAE*/(m³/d)	*RMSE*/(m³/d)	*MAPE*/%
130501 工作面	22.07	25.87	2.4
111108 工作面	20.69	31.57	1.9
6401 工作面	46.32	46.89	2.1

根据不同工作面数据下模型预测结果和预测精度,结合工作面实际涌水量情况,认为预测值与真实值之间偏差较小,预测精度较高,验证了所提出的模型具有相对稳定性和一定扩展性。在未来应继续将此模型应用到现场涌水量预测中,对模型的稳定性和扩展性进行进一步验证。

6 结论

(1) 针对 CHOA 算法存在初始种群分布不均匀和易陷入局部最优的问题,引入 Sobol 序列初始化种群,并在攻击者位置处添加余弦动态因子以扩大其搜索范围,在对照模型的试验中验证了改进后的 iCHOA 算法比 CHOA 算法具有更好的性能。

(2) VMD-iCHOA-GRU 模型的矿井涌水量预测结果评价指标 *MAE*、*RMSE*、*MAPE* 分别为 53.56 m³/d、62.98 m³/d、3.1%,均优于其他对照模型、单因素模型和其他各类组合的单特征、双特征模型,且特征数据和研究目标间的相关性与预测精度呈正相关,因此在进行涌水量预测时应尽量选择包含 3 个及以上具有显著相关性的特征数据(显著性水平<0.01,且越小越好)的复合模型。

(3) 不同工作面数据下,矿井涌水量的模型预测结果与真实值之间偏差较小,预测精度较高,验证了所提出的模型具有相对稳定性和一定扩展性。

(4) 在未来的研究工作中,应继续找寻与涌水量相关性较强且稳定、易获取的特征数据,并将此模型根据更多矿井实际条件进行调整,使该模型具有更强的稳定性和扩展性。

参考文献(References):

[1] 吴琪,葛振华,高宇,等.中国矿产资源开发利用形势分析及展望[J].矿业研究与开发,2025,45(6):288-300.
Wu Qi, Ge Zhenhua, Gao Yu, et al. Situation analysis and prospect of mineral resources development and utilization in China[J]. Mining Research and Development,2025,45(6):288-300.

[2] 乔伟,刘梦楠,孟祥胜,等.煤矿采动覆岩离层水害致灾因素勘查与预测评价[J].煤炭学报,2024,49(4):2031-2044.
Qiao Wei, Liu Mengnan, Meng Xiangsheng, et al. Exploration and prediction evaluation on causative factors of water inrush from separation layers of mining overburden in coal mines[J]. Journal of China Coal Society,2024,49(4):2031-2044.

[3] 李果,陈军涛,傅子群,等.含水层空间定向封存二氧化碳治理水害技术探讨[J].矿业研究与开发,2024,44(12):177-185.
Li Guo, Chen Juntao, Fu Ziqun, et al. Discussion on water disaster control technology of direetional storage of carbon dioxide in aquifer space [J]. Mining Research and Development,2024,44(12):177-185.

[4] 李杨杨,侯嘉琦,张士川,等.不同倾角穿层裂隙组合岩石力学性能及破坏特征研究[J].山东科技大学学报(自然科学版),2025,44(1):18-27+40.
Li Yangyang, Hou Jiaqi, Zhang Shichuan, et al. Study on mechanical properties and failure characteristics of cross-layer fracture composite rock with different dip angles[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science),2025,44(1):18-27+40.

[5] 陈军涛,朱君,刘磊,等.定向区域注浆三维模拟试验系统研制及应用[J].煤炭科学技术,2023,51(7):179-186.
Chen Juntao, Zhu Jun, Liu Lei, et al. Development and application of a three-dimensional simulation test system for directional regional grouting [J]. Coal Science and Technology,2023,51(7):179-186.

[6] 胡东祥,田波,吕祥海,等.基于距离函数组合赋权-云模型的含水层富水性评价[J].矿业安全与环保,2024,51(6):147-153+160.
Hu Dongxiang, Tian Bo, Lyu Xianghai, et al. Aquifer water abundance evaluation based on distance function combination weighting-cloud model[J]. Mining Safety & Environmental Protection,2024,51(6):147-153+160.

[7] 罗奇斌,赵宝峰,毛旭阁,等.基于数值模拟方法的煤矿开采涌水量预测分析[J].西北大学学报(自然科学版),2022,52(6):1100-1110.
Luo Qibin, Zhao Baofeng, Mao Xuge, et al. Prediction and analysis of water inflow in coal mining based on numerical simulation method[J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition),2022,52(6):1100-1110.

[8] 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. Zoned prediction of water inflow after dewatering of working face based on water richness zoning of aquifer[J]. Coal Geology & Exploration,2023,51(10):114-123.

[9] 周全超,王丹丹,党志伟,等.矿井涌水量预测方法及对比分析:以新疆东沟煤矿为例[J].煤炭科学技术,2024,52(增刊1):211-220.
Zhou Quanchao, Wang Dandan, Dang Zhiwei, et al. Research and comparative analysis of mine water inflow prediction method: a case study of Donggou Coal Mine in Xinjiang[J]. Coal Science and Techmology,2024,52(Suppl.1):211-220.

[10] 杜亚军,李清波,万伟锋,等.基于复杂地质体精细刻画的隧洞涌水量动态预测方法[J].煤田地质与勘探,2023,51(11):65-73.
Du Yajun, Li Qingbo, Wan Weifeng, et al. Dynamic prediction method of tunnel water inflow based on detailed depiction ofcomplex geological bodies[J]. Coal Geology & Exploration,2023,51(11):65-73.

[11] 方刚.巴拉素井田煤层富水性分区及水量预测[J].煤矿安全,2024,55(1):200-207.
Fang Gang. Water-rich zoning and water quantity prediction of coal seam in Balasu Mine Field[J]. Safety in Coal Mines,2024,55(1):200-207.

[12] 高利军,王海,韩强.柠条塔煤矿采煤围岩渗透性变化规律及工作面涌水量预测[J].中国矿业,2024,33(6):183-193.
Gao Lijun, Wang Hai, Han Qiang. Permeability changing laws of surrounding rock under the infuence of coal mining and prediction of water yield of working face in Ningtiaota Coal Mine[J]. China Mining Magazine,2024,33(6):183-193.

[13] 姚辉,尹慧超,梁满玉,等.机器学习方法在矿井水防治理论体系研究中的应用思考[J].煤田地质与勘探,2024,52(5):107-117.
Yao Hui, Yin Huichao, Liang Manyu, et al. Some reflections on the application of machine learning to research into thetheoretical system of mine water prevention and control[J]. Coal Geology & Exploration,2024,52(5):107-117.

[14] 乔美英,程鹏飞,刘震震.基于 GA-SVM 的矿井涌水量预测[J].煤田地质与勘探,2017,45(6):117-122.
Qiao Meiying, Cheng Pengfei, Liu Zhenzhen. Mine water infow prediction based on GA-SVM[J]. Coal Geology & Exploration,2017,45(6):117-122.

[15] 李占利,邢金莎,靳红梅,等.基于 CEEMD_GRU 模型的矿井涌水量预测[J].北京工业大学学报,2021,47(8):904-911.
Li Zhanli, Xing Jinsha, Jin Hongmei, et al. Prediction of minewater inflow based on CEEMD_GRU model[J]. Journal of Beijing University of Technology,2021,47(8):904-911.

[16] 梁满玉,尹尚先,姚辉,等.基于 DRN-BiLSTM 模型的矿井涌水量预测[J].煤矿安全,2023,54(5):56-62.
Liang Manyu, Yin Shangxian, Yao Hui, et al. Mine water inflow prediction based on DRN-BiLSTM model[J]. Safety in Coal Mines,2023,54(5):56-62.

[17] 李建林,高培强,王心义,等.基于混沌-广义回归神经网络的矿井涌水量预测[J].煤炭科学技术,2022,50(4):149-155.
Li Jianlin, Gao Peiqiang, Wang Xinyi, et al. Prediction of mine water inflow based on chaos-generalized regression neural network[J].Coal Science and Technology,2022,50(4):149-155.

[18] 刘慧,刘桂芹,宁殿艳,等.基于 VMD-DBN 的矿井涌水量预测方法[J].煤田地质与勘探,2023,51(6):13-21.
Liu Hui, Liu Guiqin, Ning Dianyan, et al. Mine water inrush prediction method based on VMD-DBN model[J]. Coal Geology & Exploration,2023,51(6):13-21.

[19] 丁莹莹,尹尚先,连会青,等.基于 SSA-CG-Attention 模型的多因素采煤工作面涌水量预测[J].煤田地质与勘探,2024,52(4):111-119.
Ding Yingying, Yin Shangxian, Lian Huiqing, et al. Prediction of mine water inflow along mining faces using the SSA-CG-Attention multifactor model[J]. Coal Geology & Exploration,2024, 52(4):111-119.

[20] Yang Zhao, Dong Donglin, Chen Yuqi, et al. Water inflow forecasting based on Visual MODFLOW and GS-SARIMA-LSTM methods[J]. Water,2024,16(19):2749-2749.