doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20249065

强矿压区域支架载荷的AWPSO-GRU预测模型

符 鹏[1]，闫少宏[1]，刘晓君[2]
（1.中国矿业大学(北京) 能源与矿业学院，北京 100083；2.北京天玛智控科技股份有限公司，北京 101399）

摘 要：大采高综放开采过程中由于采出空间显著增大,上覆岩层破断垮落无法有效充填采空区,诱发强矿压频繁显现,提出了以液压支架载荷数据为基础的融合KNN-AWPSO(adaptive weighted particle swarm optimization)-GRU(gated recurrent unit)模型的强矿压区域矿压预测模型.针对支架载荷缺失及异常数据的问题,借助KNN算法进行数据修正并分析其载荷分布特性,搭建AWPSO-GRU预测模型并对强矿压显现区域进行预测并分析.结果表明,KNN算法对矿压数据缺失在数据缺失度为5%的情况下具有较好的填充效果;AWPSO-GRU预测模型相较于PSO-GRU模型和GRU模型,对于强矿压区域预测效果显著提升,较为理想地对综放开采工作面实现区域载荷预测.预测模型为提升综放开采液压支架适应性及强矿压区域安全预测提供依据.

关 键 词：综放开采;强矿压显现;深度学习;KNN算法;AWPSO-GRU模型
中图分类号：TD 355 **文章编号**：1005-3026(2026)04-0129-07

AWPSO-GRU-based Prediction Model for Support Loads in Strong Ground Pressure Zones

FU Peng[1], *YAN Shao-hong*[1], *LIU Xiao-jun*[2]
(1. School of Energy and Mining Engineering, China University of Mining & Technology-Beijing, Beijing 100083, China; 2. Beijing Tianma Intelligent Control Technology Co., Ltd., Beijing 101399, China. Corresponding author: FU Peng, E-mail: fupeng319@126.com)

Abstract: During fully mechanized caving mining with large mining height, the significant enlargement of the extraction space hinders the effective filling of the fractured and caved overlying strata, resulting in frequent occurrences of strong ground pressure. To address this problem, a ground pressure prediction model for strong ground pressure zones was proposed based on hydraulic support load data, integrating a KNN-AWPSO (adaptive weighted particle swarm optimization)-GRU (gated recurrent unit) framework. In view of missing and abnormal hydraulic support load data, the KNN algorithm was employed for data correction, while the load distribution characteristics were analyzed. An AWPSO-GRU prediction model was constructed to predict and evaluate strong ground pressure zones. The results indicate that the KNN algorithm achieves satisfactory filling performance when the missing rate of data is within 5%. Furthermore, compared with PSO-GRU and GRU models, the proposed AWPSO-GRU model significantly improves prediction accuracy for strong ground pressure zones and achieves reliable regional load forecasting for fully mechanized caving mining faces. The model provides a basis for enhancing the adaptability of hydraulic supports in fully mechanized caving mining and for safety forecasting in strong ground pressure zones.

Key words: fully mechanized caving mining; strong ground pressure manifestation; deep learning; KNN algorithm; AWPSO-GRU model

大采高综放开采由于开采空间大,高强度开采后所形成的采空区不能有效被上覆岩层破断产生的矸石填充,同时上部基本顶回转空间增大进而导致基本顶破断时极易对液压支架造成动载冲击,进而产生液压支架压死,立柱安全阀频繁开启等强矿压显现现象[1-3],该现象通常是由开

收稿日期：2024-12-25
作者简介：符 鹏(1997—),男,山西大同人,中国矿业大学(北京)博士研究生.
通信作者：符 鹏,E-mail:fupeng319@126.com.

采地质条件、采动应力场及开采技术方式等诸多因素共同作用的结果.大采高工作面强矿压显现规律及控制问题已通过理论分析、相似模拟、现场实测等方法取得较多的理论成果,认为矿压显现规律主要由工作面推进过程中上覆岩层直接顶与基本顶破断引起的大小周期矿压显现共同作用而成,同时伴随采高加大,推进速度加快也导致强矿压显现愈加强烈[4-5].

近年来,伴随智能化工作面的推广及深度学习在大数据分析的特性使其在煤炭开采领域成为热点研究对象[6],矿压显现规律的模型预测引起广泛关注[7-8].赵毅鑫等[9]运用LSTM(long short-term memory)方法对红庆河矿大采高工作面进行矿压预测,提出使用迁移算法提高模型泛化能力进而设计了矿压预测模型.刘前进等[10]使用模糊数学隶属度方法对液压支架工况评价的6个指标进行多参量预测评价分析,进而形成支架工矿分析与预测模型.尹希文等[11]从时间与空间的维度建立了双周期循环末阻力的预测模型并在上湾煤矿开展模型预测效果实践.程敬义等[12]通过海量矿压数据支架与围岩作用关系构建了支架与顶板状态感知模型与评价体系.对单台支架沿推进方向载荷,不同预测模型均可实现较为理想的预测效果[13-14].

针对工作面在推进过程中上覆岩层垮落周期性垮落分区破断产生区域来压难以实现区域预警的问题,以液压支架工作载荷监测数据为基础,本文提出一种融合KNN(K-nearest neighbors)插值与AWPSO(adaptive weighted particle swarm optimization)-GRU(gated recurrent unit)的预测方法.首先对原始矿压数据采集易产生缺失值的问题借助KNN算法模型对缺失数据进行插补并分析插值结果在不同区域强矿压显现分布特征,随后对矿压显现剧烈的单台支架运用所提的AWPSO-GRU预测模型进行验证分析,最后建立AWPSO-GRU强矿压区域预测模型.

1 研究方法

1.1 数据缺失值处理方法

综放工作面在推进过程中,由于其恶劣的工况环境导致在获取液压支架传感器原始数据的过程中存在数据缺失及异常值.在数据处理前需对缺失及异常数据填充以提高后续数据的准确性,主要包括固定值填充、插值填充、模型学习填充等,不同方法填补效果有较大差别[15].常用缺失值填充方法如下:

1)固定值填充.将数据集缺失值全部以0或-1等数值进行填充.

2)均值填充.以数据集缺失值所在行或列的均值对缺失值进行填充.

3)插值填充.以函数拟合为基础借助数学方法对缺失值所在维度求出插值函数,而后对缺失值利用插值函数预测值进行填充.

4)K最近邻填充.通过选择合适的K值对缺失值最近邻特征值进行预测填补,过程如下:

步骤1 计算距离.使用欧氏距离计算缺失样本与其他样本之间的距离.

步骤2 选择最近邻.寻求与缺失样本相似的K个邻居样本,确定K值.

步骤3 填充缺失值.对于缺失数据,借助K个最近邻样本的特征值以估计缺失值.

步骤4 对于多个缺失值情况重复上述步骤直至完成整个样本的缺失值填充.

1.2 自适应权重粒子群算法

粒子群优化算法是通过群体和个体之间的协作和信息共享寻求最优解[16].每个粒子在可行解空间和速度空间随机生成初始解,表征为粒子的位置x_i和速度v_i,根据个体最优历史位置p_{best}及群体最优历史位置g_{best}分别更新每个粒子的速度和位置,为避免陷入局部最优解引入惯性权重ω,进而对粒子寻优速度进行控制,更新公式如下:

$$v_{i,j}(t+1)=\omega v_{i,j}(t)+c_1 r_1[p_{i,j}-x_{i,j}(t)]+c_2 r_2[p_{g,j}-x_{i,j}(t)], \tag{1}$$

$$x_{i,j}(t+1)=x_{i,j}(t)+v_{i,j}(t+1), j=1,\cdots,d. \tag{2}$$

式中:i表示粒子编号(i=1,2,$\cdots$,N,N为粒子总数);j表示问题的维度(j=1,2,$\cdots$,d,d为空间维数);$x_{i,j}$和$v_{i,j}$分别表示第i个粒子在第j维空间中的位置和速度;p_i表示第i个粒子的个体最优位置;p_g表示粒子群的全局最优位置;c_1和c_2为学习因子;r_1和r_2为区间[0,1]内均匀分布的随机数.

自适应粒子群算法是通过采用非线性动态权重ω以改进惯性权重粒子群算法,进而提升其在复杂问题上的搜索能力和收敛速度,其原理是惯性权重ω随目标函数值自动改变,进而平衡了全局搜索能力和局部改良能力,其公式如下:

$$\omega=\begin{cases}\omega_{\min}-\dfrac{(\omega_{\max}-\omega_{\min})(f-f_{\min})}{f_{\text{avg}}-f_{\min}}, & f\leqslant f_{\text{avg}};\\ \omega_{\max}, & f>f_{\text{avg}}.\end{cases} \tag{3}$$

式中:$\omega_{\max}$为ω最大值;$\omega_{\min}$为ω最小值;f为粒子

当前的目标函数值;f_{avg}为粒子平均目标值;f_{min}为粒子最小目标值.

1.3　GRU预测算法

门控循环单元是以循环神经网络RNN为基础,采用门控机制以有效捕捉时间序列数据的长期依赖关系.GRU相较于长短期记忆网络(long short-team memory,LSTM)中的输入门、遗忘门及输出门,合并成更新门和重置门进而提升了训练及计算速度[17-18].对于梯度消失和梯度爆炸问题则通过当前网络状态h_t及上一时刻网络状态h_{t-1}之间添加线性依赖关系解决.GRU网络结构如图1所示.

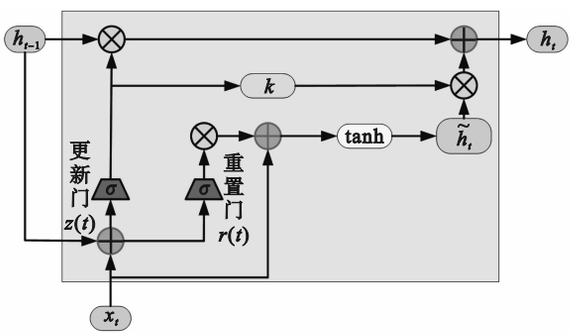


图1　单个时间步的GRU网络结构

Fig. 1　GRU network structure for a single time step

在GRU网络结构图中,×与+分别表示逐元素乘法与加法运算;$z(t)$表示更新门,其作用是控制保存历史状态h_{t-1}及对当前时刻候选状态$\tilde{h}_t$的数量;$r(t)$表示重置门,其判断是否依赖上一时刻的网络并判别数量;箭头表示数据流.计算公式如下:

$$z_t=\sigma(\boldsymbol{W}_z x_t+\boldsymbol{U}_z h_{t-1}+\boldsymbol{b}_z), \tag{4}$$

$$r_t=\sigma(\boldsymbol{W}_r x_t+\boldsymbol{U}_r h_{t-1}+\boldsymbol{b}_r), \tag{5}$$

$$h_t=z_t\cdot h_{t-1}+(1-z_t)\cdot h_t, \tag{6}$$

$$\tilde{h}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_c x_t+\boldsymbol{U}_c(r_t h_{t-1})+\boldsymbol{b}_c). \tag{7}$$

式中:σ为sigmoid激活函数;tanh为双曲正切激活函数;$\boldsymbol{W}_z,\boldsymbol{U}_z,\boldsymbol{W}_r,\boldsymbol{U}_r,\boldsymbol{W}_c,\boldsymbol{U}_c$为参数训练矩阵;$\boldsymbol{b}_z$,$\boldsymbol{b}_r$,$\boldsymbol{b}_h$为偏置向量.

2　矿压数据特性研究

2.1　工作面开采技术条件

雅店煤矿位于陕西彬长矿区东北部,属于陕西黄陇侏罗纪煤田,该矿ZF1409工作面位于4#煤层,煤层平均厚度13.2 m,普氏硬度约3.5,倾角约0°~7°,地质构造特点为宽缓褶皱和小型波状起伏比较发育,构造复杂程度属简单类型.工作面埋深约为604.1~755.1 m,可采长度1 452 m,宽200 m.共布置116台液压支架,型号为ZF14000/24/37,经现场观测工作面推进过程多次出现瞬时性及剧烈性底鼓现象,部分支架安全阀频繁开启.煤层走势较为平缓且预测模型不受褶皱断层等因素影响,ZF1409工作面采掘平面图如图2所示.

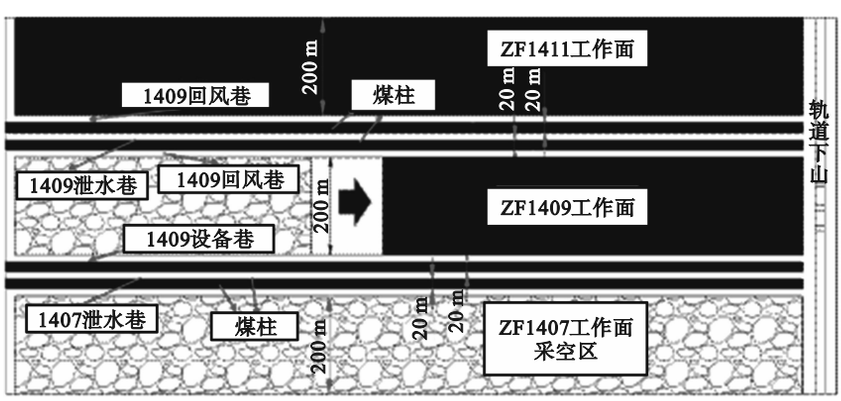


图2　ZF1409综放工作面采掘平面图

Fig. 2　Mining plan of ZF1409 fully mechanized caving mining face

2.2　性能评价指标

误差估计分析选用均方误差(mean squared error,MSE),均方根误差(root mean squared error,RMSE)及平均绝对误差(mean absolute error,MAE)作为数据填补及预测效果的评价指标.MSE越小表示替代效果越好;RMSE可以更好地理解误差的实际影响;MAE越小表示替代效果越好.评价指标计算公式如下:

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2, \tag{8}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\mathrm{MSE}}, \tag{9}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right|. \tag{10}$$

式中:n为样本数量;y_i为实际值;$\hat{y}_i$为预测值.

2.3　KNN插值填补及分析

为对采煤工作面生产宏观过程有较为细致的

数据挖掘,选取ZF1409工作面2023年5月23日至12月31日推进过程工作阻力数据为基础,收集116×2 352组共307 632个数据,其数据缺失与异常分布如图3所示.

统计得出数据缺失数量为15 326,缺失值占比为4.98%,由图3可以明显看出,缺失值分布集中于工作面端头区域,根据矿压控制理论及经验分析端头区域发生强矿压显现概率极低,因此对工作面中部区域液压支架载荷缺失值进行模型插补研究.根据数据集整体缺失度,设置数据缺失率为5%,分别选择KNN、均值、插值算法在Python 3.9平台进行训练验证,评价指标统计见表1.

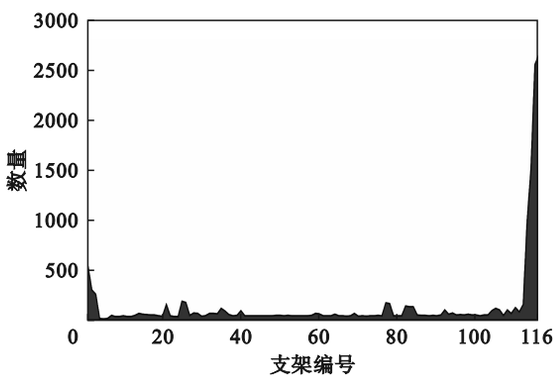


图3 数据缺失值分布统计

Fig. 3 Statistics on distribution of missing data values

由表1可以发现,对于矿压数据缺失率为5%的情况,KNN插值算法填补效果明显高于均值填充与插值填充.工作面实际矿压载荷变化如图4所示,KNN算法填补后工作面矿压载荷变化如图5所示.

表1 不同预测模型评价指标对比

Table 1 Comparison of evaluation indicators for different prediction models

插值算法	MSE	RMSE	MAE
KNN	1.620	1.273	0.199
均值	4.235	2.058	0.364
插值	9.722	3.118	0.438

由图4及图5对比分析,在工作面推进过程中,随着推进长度的增加,矿压显现沿推进方向呈周期性变化,由于1407工作面采空区保护煤柱及1411工作面尚未开采,矿压显现呈现中部液压支架载荷大,两端载荷小的现象,同时强矿压显现并非固定集中于某区域支架上是上覆岩层分区破断的影响,强矿压显现在垂直于工作面推进方向来回波动.对于原始矿压实测缺失数据,借助KNN算法填充效果较为理想,但由于现场因素导致的局部数据缺失,即使再增加K值,对整体数据集缺失及强矿压区域影响较小,因而按照选用全局K值填充对强矿压分析作后续数据基础.

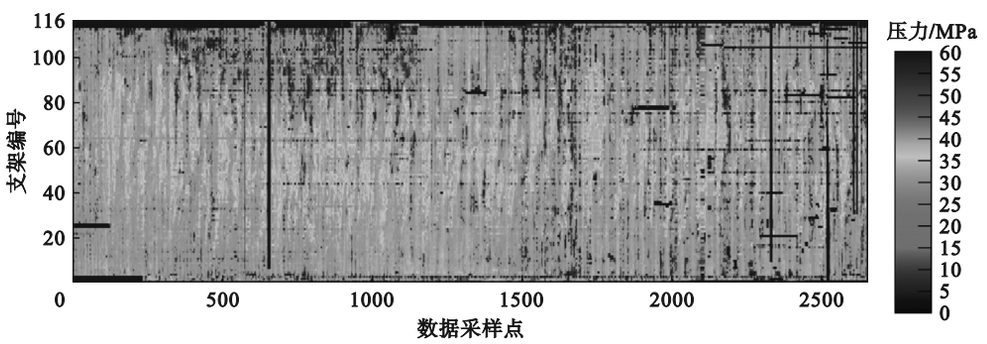


图4 工作面矿压载荷变化特征图

Fig. 4 Characteristic map of changes in ground pressure load at working face

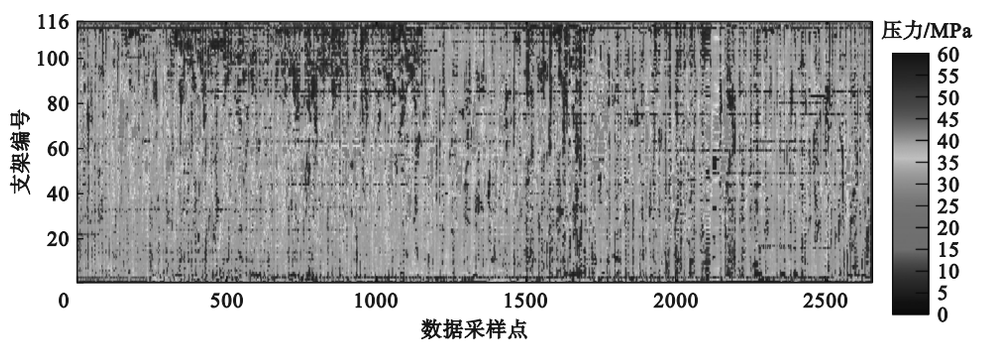


图5 工作面KNN填补矿压载荷变化图

Fig. 5 Diagram of changes in ground pressure load for KNN filling at working face

3　强矿压区域预测实例分析

3.1　神经网络超参数分析

强矿压区域预测模型选择在TensorFlow2.12深度学习框架编写代码并实现,需设置隐藏层数、损失函数、训练优化器、每层神经元数量、正则化参数、batch-size、迭代次数等超参数,不同的参数设置对强矿压区域模型的预测效果具有较大的影响.参数对神经网络预测效果影响如下:增加神经网络隐藏层会提升学习复杂特征能力,但层数过多会导致梯度消失或爆炸,因而选用两层隐藏层;神经网络训练选择ADAM优化器,其学习率表征模型参数更新的调整幅度;每层神经元个数units即每个时间步输出的隐藏状态的维度控制了该层神经元的数量,影响网络的表示能力和复杂度,调整units可以控制模型的容量以适应不同的任务和数据;正则化参数dropout用于减少神经网络中的过拟合现象,dropout可以通过随机丢弃部分神经元以防止神经网络过度依赖某些特定的神经元从而提高模型的泛化能力,较小的dropout值通常用于减少过拟合,而较大的dropout值则可能导致欠拟合;batch-size代表随机抽取进行前向传播和反向传播的数量,较大的数量会提升模型的收敛性,较小的数量会提升模型泛化能力;迭代次数epoch则决定模型的拟合程度.

综上,选择ADAM优化器中的学习率,每层神经元个数units,正则化参数dropout,迭代次数epoch这4个参数为自适应粒子群算法优化目标,强矿压区域载荷预测模型实现过程如图6所示.

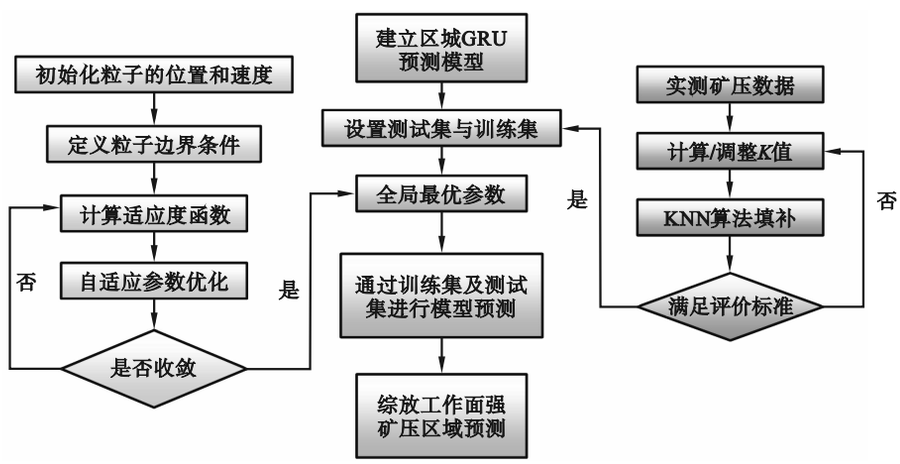


图6　强矿压区域载荷预测模型框架

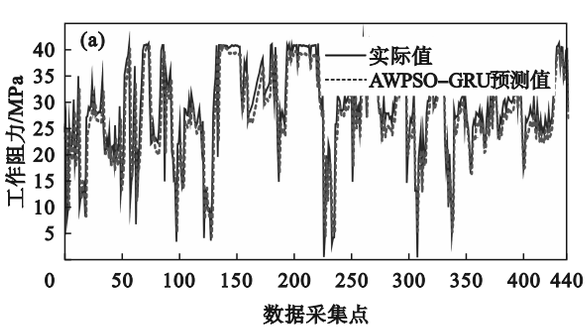
Fig. 6　Load prediction model framework for strong ground pressure zones

对于强矿压区域载荷预测模型,设置ADAM优化器学习率;初设第1层神经元个数units=80,第2层units=100;正则化参数dropout=0.2;迭代次数epoch=50,而后分别编写粒子群算法及自适应粒子群算法对参数进行优化.

3.2　单支架矿压预测分析

由2023年11月工作面现场观测压架及底鼓现象统计,工作面42#~74#支架上放顶板活动剧烈,支架大范围压死且倾斜,分别选择AWPSO-GRU,PSO-GRU,未优化GRU及未优化LSTM对67#支架监测数据进行矿压预测以验证强矿压预测模型的适用性,预测结果如图7所示,评价指标对比见表2.

由图7可知,AWPSO-GRU预测模型通过超参数寻优可以实现较好的预测效果,对强矿压区域预测阶段拟合程度较高;PSO-GRU预测模型也可以对矿压数据进行预测,但在强矿压区域拟合度不够且存在预测值波动情况;GRU预测模型对矿压数据的预测波动较大且无法较好对强矿压区域实现拟合.根据表1中不同预测模型MSE,RMSE及MAE分析可知,AWPSO-GRU算法误差最小,PSO-GRU算法次之,GRU算法误差最大.



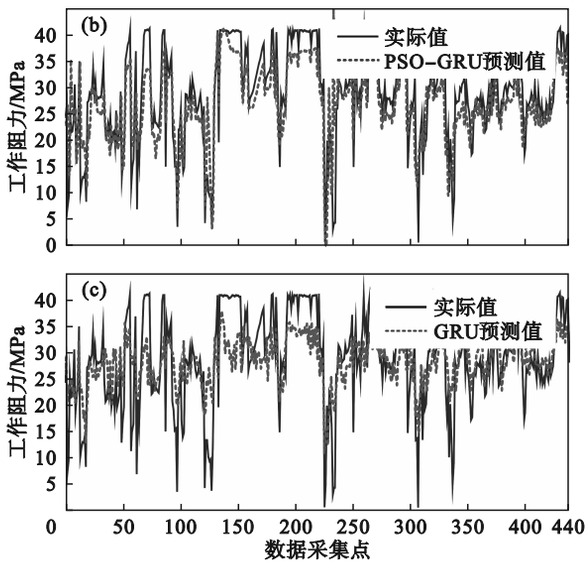


图7 67#液压支架不同模型预测结果

Fig. 7 Prediction results of different models for 67 # hydraulic support

(a)—AWPSO-GRU; (b)—PSO-GRU; (c)—GRU.

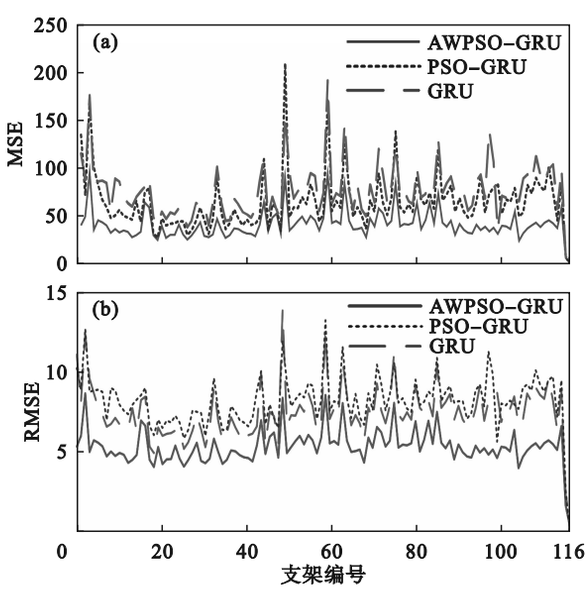
表2 不同预测模型评价指标对比

Table 2 Comparison of evaluation indicators for different prediction models

预测模型	MSE	RMSE	MAE
AWPSO-GRU	36.275	6.023	4.043
PSO-GRU	42.891	6.550	4.462
GRU	80.405	8.967	7.720

3.3 强矿压区域矿压预测分析

根据前部理论基础,不同预测模型预测结果误差分布如图8所示.区域强矿压显现实际区域如图9所示.AWPSO-GRU,PSO-GRU及GRU模型对工作面矿压预测效果如图10所示.



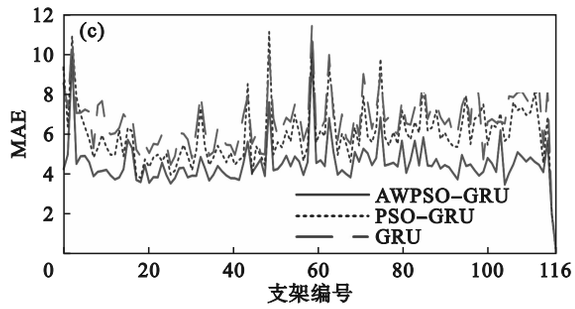


图8 不同预测模型评价指标分布

Fig. 8 Distribution of evaluation indicators for different prediction models

(a)—MSE; (b)—RMSE; (c)—MAE.

由图8明显可见,RMSE与MAE的分布评价指标在强矿压区域预测问题中,AWPSO-GRU模型预测效果最好,PSO-GRU模型由于局部最优解问题导致部分支架预测误差大于GRU模型.

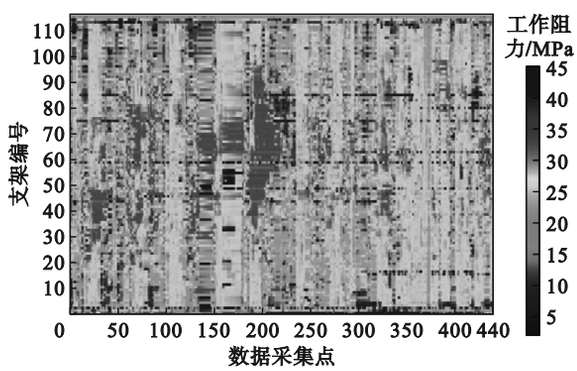
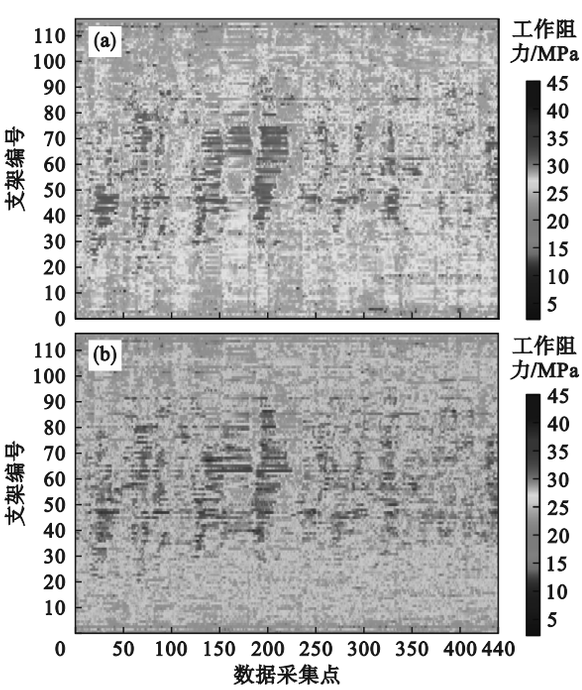


图9 实际强矿压区域载荷分布

Fig. 9 Load distribution in actual strong ground pressure zone



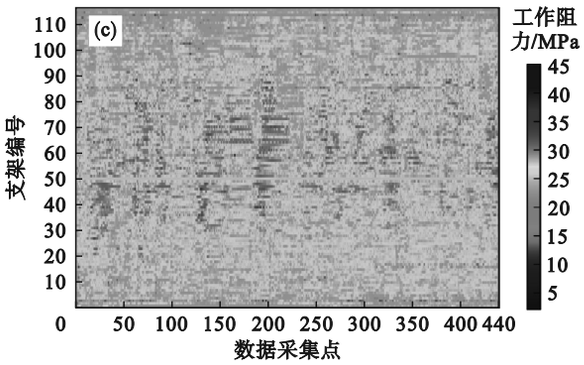


图 10　不同预测模型强矿压区域载荷分布

Fig. 10　Load distribution in strong ground pressure zones using different prediction models

(a)—AWPSO-GRU; (b)—PSO-GRU; (c)—GRU.

由图9与图10对比分析可知,AWPSO-GRU模型对工作面强矿压具有较好的预测效果,对液压支架矿压区域分布实现较为精准的预测,与实际强矿压区域分布基本一致;PSO-GRU模型相较于AWPSO-GRU模型存在过拟合显现,初步分析是粒子群在优化过程中以局部最优解设置超参数所造成;GRU模型因超参数设置为固定值,对工作面整体区域预测误差较大.

4　结　　论

1) 对于少量矿压数据缺失情况,KNN算法具有较好的缺失值填充效果.

2) AWPSO-GRU预测模型相较于PSO-GRU模型和GRU模型,对强矿压显现问题可以实现更为精确的区域载荷预测,预测效果稳定.

参考文献:

[1] Xie Y S, Zhao Y S. Numerical simulation of the top coal caving process using the discrete element method [J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2009, 46(6): 983-991.

[2] 闫少宏,尹希文,许红杰,等.大采高综采顶板短悬臂梁-铰接岩梁结构与支架工作阻力的确定[J].煤炭学报, 2011, 36(11): 1816-1820.
(Yan Shao-hong, Yin Xi-wen, Xu Hong-jie, et al. Roof structure of short cantilever-articulated rock beam and calculation of support resistance in full-mechanized face with large mining height [J]. *Journal of China Coal Society*, 2011, 36(11): 1816-1820.)

[3] Liang M F, Hu C J, Yu R, et al. Optimization of the process parameters of fully mechanized top-coal caving in thick-seam coal using BP neural networks [J]. *Sustainability*, 2022, 14(3): 1340.

[4] Le T D, Bui X N. Effect of key parameters on top coal first caving and roof first weighting in longwall top coal caving: a case study [J]. *International Journal of Geomechanics*, 2020, 20(5): 04020037.

[5] Lu Y B, Yan S H, Zhou K Y, et al. Structural quantification of multi-thick hard roof and strong ground pressure control in large mining height stope: a case study [J]. *Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources*, 2025, 11: 56.

[6] Yang L, Wang J C, Yang S L, et al. Improving the top coal recovery ratio in longwall top coal caving mining using drawing balance analysis [J]. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 2023, 37(5): 319-337.

[7] Song Y, Feng Y H, Wang W D, et al. Data-driven prediction framework of surrounding rock pressure in a fully mechanized coal face with temporal-spatial correlation [J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 28476.

[8] Hu H D, Li Y H, Yao Q L, et al. A prediction approach based on clustering reconstruction for abnormal mining pressure of longwall face under residual coal pillars [J]. *Processes*, 2024, 12(2): 283.

[9] 赵毅鑫,杨志良,马斌杰,等.基于深度学习的大采高工作面矿压预测分析及模型泛化[J].煤炭学报, 2020,45(1): 54-65.
(Zhao Yi-xin, Yang Zhi-liang, Ma Bin-jie, et al. Deep learning predietion and model generalization of ground pressure for deep longwall face with large mining height[J]. *Journal of China Coal Sociey*, 2020, 45(1): 54-65.)

[10] 刘前进, 徐刚, 卢振龙, 等. 液压支架工况综合评价与预测模型研究及应用[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(10): 198-206.
(Liu Qian-jin, Xu Gang, Lu Zhen-long, et al. Research and application of comprehensive evaluation and early warning model of hydraulicsupport working [J]. *Coal Science and Technology*, 2022, 50(10): 198-206.)

[11] 尹希文,徐刚,刘前进,等.基于支架载荷的矿压双周期分析预测方法[J].煤炭学报, 2021, 46(10): 3116-3126.
(Yin Xi-wen, Xu Gang, Liu Qian-jin, et al. Method of double-cycle analysis and prediction for rock pressure based on the support load [J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(10): 3116-3126.)

[12] 程敬义, 万志军, Peng Syd S, 等. 基于海量矿压监测数据的采场支架与顶板状态智能感知技术[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2090-2103.
(Cheng Jing-yi, Wan Zhi-jun, Peng Syd S, et al. Technology of intelligent sensing of longwall shield supports status and roof strata based on massive shield pressure monitoring data [J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(6): 2090-2103.)

[13] Zhang Q L, Yue J C, Liu C, et al. Study of automated top-coal caving in extra-thick coal seams using the continuum-discontinuum element method [J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2019, 122: 104033.

[14] Dong J J, Xie Z Q, Jiang H, et al. Multiple regression method for working face mining pressure prediction based on hydraulic support monitoring dataset [J]. *Frontiers in Earth Science*, 2023, 11: 1114033.

[15] Kim K G. Normalized class coherence change-based kNN for classification of imbalanced data [J]. *Pattern Recognition*, 2021, 120: 108126.

[16] Liu J B, Zhou J, Sun H F, et al. The inverse optimization of lithographic source and mask via GA-APSO hybrid algorithm[J]. *Photonics*, 2023, 10(6): 638.

[17] Lin S S, Shen S L, Zhou A. Real-time analysis and prediction of shield cutterhead torque using optimized gated recurrent unit neural network [J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2022, 14(4): 1232-1240.

[18] Zhao Z N, Yun S N, Jia L Y, et al. Hybrid VMD-CNN-GRU-based model for short-term forecasting of wind power considering spatio-temporal features [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 121: 105982.