

文章编号: 1671-251X(2025)03-0016-06

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2025020070

# 基于割煤循环智能检测的工作面来压判识方法

罗香玉<sup>1</sup>, 康林星<sup>1</sup>, 南添松<sup>1</sup>, 解盘石<sup>2,3</sup>, 伍永平<sup>2,3</sup>

(1. 西安科技大学 人工智能与计算机学院, 陕西 西安 710600;

2. 西安科技大学 西部矿井开采及灾害防治教育部重点实验室, 陕西 西安 710054;

3. 西安科技大学 能源学院, 陕西 西安 710054)

**摘要:** 基于液压支架工作阻力数据进行工作面来压判识需解决 2 个问题: 一是如何从海量的工作阻力数据中提取循环末阻力数据, 二是如何有效利用提取出的循环末阻力数据对工作面是否来压实现有效判断。现有的循环末阻力提取方法大多依赖固定规则和经验值参数, 在复杂工作面环境下准确性低且适应性差。针对该问题, 提出一种基于割煤循环智能检测的工作面来压判识方法。将割煤循环检测转化为二分类问题, 使用支持向量机分类器对割煤循环结束时刻进行智能检测, 以自动判别割煤循环的结束时刻; 在获取所有割煤循环结束时刻的基础上, 提取各支架循环末阻力数据; 通过数据融合生成能够反映工作面整体压力状态的单序列数据, 并基于来压判定公式进行工作面来压判识。基于不连沟煤矿某工作面的液压支架工作阻力数据进行实验, 结果表明, 该方法割煤循环检测的精确率、召回率、 $F_1$  分数分别为 85.91%, 81.84%, 83.83%, 来压判识的精确率、召回率、 $F_1$  分数分别为 79.43%, 78.76%, 79.09%, 均优于滑动窗口极值法和阈值法, 在识别循环末阻力和工作面来压判识方面具有显著优势。

**关键词:** 顶板灾害防控; 来压判识; 割煤循环智能检测; 支持向量机; 循环末阻力

中图分类号: TD326 文献标志码: A

Face pressure identification method based on intelligent detection of coal cutting cycles

LUO Xiangyu<sup>1</sup>, KANG Linxing<sup>1</sup>, NAN Tiansong<sup>1</sup>, XIE Panshi<sup>2,3</sup>, WU Yongping<sup>2,3</sup>

(1. College of Artificial Intelligence & Computer Science, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600,

China; 2. Key Laboratory of Western Mine Exploitation and Hazard Prevention Ministry of Education, Xi'an

University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 3. College of Energy Engineering, Xi'an University of

Science and Technology, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** The method for identifying face pressure based on hydraulic support working resistance data needs to address two issues: first, how to extract the cycle-end resistance data from large volumes of working resistance data, and second, how to effectively utilize the extracted cycle-end resistance data to determine whether face pressure is occurring. Most existing methods for extracting cycle-end resistance rely on fixed rules and empirical parameter values, which have low accuracy and poor adaptability in complex working face environments. To address this issue, an intelligent detection method for face pressure identification based on coal cutting cycles was proposed. Coal cutting cycle detection was transformed into a binary classification problem, using a support vector machine (SVM) classifier to intelligently detect the end time of coal cutting cycles, automatically identifying the end of each coal cutting cycle. After obtaining the end times of all coal cutting

收稿日期: 2025-02-27; 修回日期: 2025-03-20; 责任编辑: 胡娴。

基金项目: 陕西省杰出青年科学基金项目(2023-JC-JQ-42); 陕西省教育厅青年创新团队科研计划项目(23JP098); 陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍建设项目(2024QCY-KXJ-033)。

作者简介: 罗香玉(1984—), 女, 河北宁晋人, 副教授, 博士, 主要研究方向为智慧矿山、大数据分析和知识图谱, E-mail: luoxiangyu@xust.edu.cn。

引用格式: 罗香玉, 康林星, 南添松, 等. 基于割煤循环智能检测的工作面来压判识方法[J]. 工矿自动化, 2025, 51(3): 16-21.

LUO Xiangyu, KANG Linxing, NAN Tiansong, et al. Face pressure identification method based on intelligent detection of coal cutting cycles[J]. Journal of Mine Automation, 2025, 51(3): 16-21.



扫码移动阅读

cycles, the cycle-end resistance data for each support was extracted. Data fusion was performed to generate a single sequence of data that reflects the overall pressure state of the working face. Face pressure identification was then made based on a pressure judgment formula. Experiments were conducted on hydraulic support working resistance data from a working face in a non-contiguous coal mine. The results showed that the proposed method had precision, recall, and  $F_1$  scores of 85.91%, 81.84%, and 83.83%, respectively, for coal cutting cycle detection, and precision, recall, and  $F_1$  scores of 79.43%, 78.76%, and 79.09%, respectively, for face pressure identification. These results are superior to the sliding window extreme value method and threshold method, demonstrating significant advantages in cycle-end resistance identification and face pressure judgment.

**Key words:** roof disaster prevention and control; face pressure identification; coal cutting cycle intelligent detection; support vector machine; cycle-end resistance

## 0 引言

顶板灾害是煤炭开采中的主要威胁之一,严重影响煤矿安全生产和作业人员生命安全<sup>[1-4]</sup>。顶板灾害的发生与采煤工作面来压密切相关。因此,对采煤工作面来压分析是顶板灾害防控的关键环节。研究一种准确且实用的来压判别方法对于提升灾害防控能力具有重要的实际意义。采煤工作面通常采用液压支架进行支护<sup>[5]</sup>。液压支架工作阻力是顶板压力通过顶梁传递到立柱上的力。通过分析液压支架工作阻力的大小,可以推断顶板运动状态,从而为工作面顶板运动规律的研究提供数据支持,有助于更好地预防和应对潜在的顶板安全问题<sup>[6-7]</sup>。此外,液压支架工作阻力能够直接反映顶板压力,其异常变动往往是煤矿顶板灾害或冲击地压发生的预警信号<sup>[8]</sup>。

综采工作面采煤机从机头(或机尾)向机尾(或机头)推进割煤一刀,并完成破煤、装煤、运煤、支护及采空区处理等采煤工艺规定的全部作业过程,称为一个割煤循环。一个割煤循环中液压支架的运行可分为3个阶段:首先是初撑阶段,此时工作阻力迅速上升;然后进入稳定承载阶段,支架保持稳定承载压力;最后是撑起移架卸载阶段,该阶段工作阻力迅速降低,支架卸载并完成移架操作,为下一循环做好准备。移架卸载前的最大工作阻力被视为液压支架的有效工作阻力,即循环末阻力<sup>[9-10]</sup>,它是反映矿压显现强弱、评价支架支护质量的重要指标。传统的人工采集数据方式是直接记录每个割煤循环结束时的循环末阻力,效率低且人工成本高。目前基于液压支架传感器的自动数据采集方式虽能实时采集大量液压支架工作阻力数据,但需根据压力曲线间接推算循环末阻力,存在一定的主观性和不确定性。因此,需要借助机器学习方法,从自动采集的数据中提取出循环末阻力数据。循环末阻力作为每个割煤

循环的支架载荷峰值,是判断顶板压力状态及预测顶板灾害的关键依据<sup>[11]</sup>。因此,准确分析和提取循环末阻力对于提高煤矿安全监测能力至关重要。

近年来,已有学者针对循环末阻力的提取提出了多种方法。卢国志等<sup>[12]</sup>针对液压支架的工作特点设计了一种规则,提取正常工作状态下的压力数据作为循环数据。尹希文等<sup>[13]</sup>采用实测数据绘制液压支架载荷与时间关系变化曲线,并提取循环末阻力特征点。陈毅琪等<sup>[14]</sup>建立以支架编号和割煤循环为坐标单元的全工作面区域网格化模型,其中网格单元的特征值为支架的循环支架阻力。杨柯等<sup>[15]</sup>提出了一种动静多模态的支架阻力采集与分析方法,可采集和识别支架工作阻力、支架工作循环及循环末阻力等数据。文献<sup>[16]</sup>利用支架推移千斤顶动作及压力变化区间划分各个割煤循环,并根据割煤循环内的支架压力数据拟合支架压力变化曲线,从而识别支架初撑力及循环末阻力。然而,现有的循环末阻力提取方法大多依赖固定规则和经验值参数,在复杂工作面环境下准确性低且适应性差。

针对上述问题,本文提出一种基于割煤循环智能检测的工作面来压判别方法。首先,将割煤循环检测转化为二分类问题,设计有效表征割煤循环结束的特征向量;其次,针对训练中类别不平衡问题,采用随机抽样方法进行平衡处理,并通过支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器实现割煤循环结束时刻的智能检测;然后,在检测出所有割煤循环结束时刻的基础上,提取各支架的循环末阻力数据;最后,通过数据融合构建反映工作面整体压力状态的单序列数据,并基于来压判定公式实现工作面来压判别。

## 1 基于 SVM 的割煤循环智能检测方法

割煤循环检测的核心目标是通过分析液压支架工作阻力数据,准确识别出循环末阻力。基于 SVM 的割煤循环智能检测方法包括3个环节:特征向量

设计、训练集类别不平衡处理和 SVM 分类器训练。首先,在特征向量设计环节中,设计能够有效表征割煤循环结束的特征向量;其次,在训练集类别不平衡处理环节中,采用随机抽样策略对数据进行均衡化,以缓减类别不平衡问题;最后,训练 SVM 分类器,实现对割煤循环结束时刻的智能检测。

### 1.1 特征向量设计

本文使用的训练集由人工标注,各时刻样本集数据由 3 个特征向量和 1 个样本标签构成,特征向量分别为前向邻居工作阻力比值、后向邻居工作阻力比值和循环持续时间。其中,前向邻居工作阻力比值表示当前时刻与前一时刻支架工作阻力的比值;后向邻居工作阻力比值表示后一时刻与当前时刻支架工作阻力的比值;循环持续时间表示自上一割煤循环结束至当前时刻的时长;样本标签用于表示当前时刻的支架工作阻力值是否为循环末阻力,其中,0 表示该时刻为非循环末阻力,1 表示该时刻为循环末阻力。

### 1.2 训练集类别不平衡处理

训练样本集中存在标签类别不平衡问题,即 0 类样本远多于 1 类样本。为缓解该问题,本文采用随机抽样策略平衡数据。具体而言,对标签为 0 的样本进行随机下采样,保留其中 50% 的数据,使其与标签为 1 的样本数量相对均衡。该方法有效降低了类别不平衡对模型训练的影响,确保 SVM 分类器更加均衡地学习 2 类样本的特征分布,从而提升模型的泛化能力。

### 1.3 SVM 分类器训练

SVM 分类器的基本思想是在样本空间中寻找一个能够最大化分类间隔的最优超平面,从而提高模型的泛化能力<sup>[17-18]</sup>。在割煤循环检测问题中,将有效表征割煤循环结束的特征向量  $\mathbf{x}_i$  作为 SVM 分类器的输入,同时用标签  $y_i$  表示样本是否为循环末阻力。训练集定义为  $(\mathbf{x}_i, y_i)$ ,  $\mathbf{x}_i \in (\mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \mathbf{x}_{i3})$ ,  $y_i \in (0, 1)$ ,  $\mathbf{x}_{i1}$ ,  $\mathbf{x}_{i2}$  和  $\mathbf{x}_{i3}$  为训练样本集中的 3 个特征向量。

SVM 分类器的输出为

$$\hat{y}_i = \text{SVM}(\mathbf{x}_i, y_i) \quad (1)$$

基于 SVM 分类器输出结果获得所有割煤循环结束时刻,提取各液压支架的循环末阻力数据。

## 2 采煤工作面来压判识方法

采煤工作面来压判识方法:基于提取的各液压支架的循环末阻力数据,采用数据融合方法生成反映工作面整体压力状态的单序列数据;然后,根据来

压判定公式统计该序列的均值和均方差,以确定哪些割煤循环中出现工作面来压,从而实现来压判识。本文采用的数据融合方法是在每个时间点计算所有支架循环末阻力的均值,并以此作为整个工作面的代表值,得到工作面整体压力序列。数据融合公式为

$$\bar{P} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{Y}_i(t) \quad (2)$$

式中:  $\bar{P}$  为融合后循环末阻力序列的平均值;  $n$  为液压支架总数;  $\hat{Y}_i(t)$  为第  $i$  个液压支架在  $t$  时刻的循环末阻力值。

进行来压判识时,统计分析支架循环末阻力值,以液压支架的循环末阻力均值与其均方差之和作为判断顶板来压的主要指标。来压判定公式<sup>[19-21]</sup>为

$$P' = \bar{P} + a\sigma_P \quad (3)$$

式中:  $P'$  为来压判据值;  $a$  为常数;  $\sigma_P$  为融合后循环末阻力序列平均值的均方差。

根据来压判据值判断来压状态序列。若序列中某时刻的融合值低于来压判据值时,则判定为非来压状态;若高于来压判据值,则判定为来压状态。

## 3 实例分析

### 3.1 数据采集及处理

选取内蒙古蒙泰不连沟煤业有限责任公司某工作面数据集作为研究对象。从该工作面上部中部下部共选取了 9 个液压支架,数据采集时间为 2023 年 9 月 1 日至 10 月 31 日,采样间隔为 5 min。

在液压支架工作阻力数据采集过程中,由于传感器故障、数据采集异常等原因,原始数据集存在缺失值。为确保数据的完整性和一致性,本文采用决策树回归模型进行插值填充,通过已有数据训练回归模型,对缺失值进行预测并补全,从而提高数据质量。

决策树回归模型的基本原理是通过递归划分数据集,寻找最优特征分割点,以最大化目标变量的方差减少量,从而实现对缺失值的预测。相比于均值填充等简单插值方法,决策树回归模型能够充分利用数据内部的特征关联性,使填充结果更加符合数据的真实分布,避免均值填充可能引入的信息损失和偏差。

### 3.2 评价指标

使用精确率、召回率和  $F_1$  分数作为评价指标,全面评估本文方法在不同方面的表现,确保评价结果的准确性与稳定性。

1) 精确率  $P$  是所有被预测为正类的样本中实际

为正类的比例,具体计算公式为

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (4)$$

式中:  $N_{TP}$  为预测为正类且实际也是正类的样本数量;  $N_{FP}$  为预测为正类且实际是负类的样本数量(即假阳性)。

2) 召回率  $R$  是所有实际为正类的样本中被正确预测为正类的比例,具体计算公式为

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (5)$$

式中  $N_{FN}$  为预测为负类且实际是正类的样本数量(即假阴性)。

3)  $F_1$  分数是精确率和召回率的调和平均数,是一种综合性指标,具体计算公式为

$$F_1 = 2 \frac{PR}{P+R} \quad (6)$$

### 3.3 实验结果及分析

计算割煤循环检测的评价指标时,将循环末阻力时刻标记为标签 1,非循环末阻力时刻标记为标签 0,生成循环末阻力标签序列后,再进行相关评价指标的计算。同理,计算来压判识结果时,将来压状态的时刻标记为标签 1,非来压状态的时刻标记为标签 0,生成压力状态标签序列后,再进行相关评价指标的计算。

#### 3.3.1 割煤循环检测实验结果

将数据集按照 8:2 的比例划分为训练集和测试集,用于模型的训练和测试。采用滑动窗口极值法和阈值法 2 种方法对割煤循环检测结果进行对比分析。滑动窗口极值法通过设定滑动窗口,遍历工作阻力数据,并判断每个数据点是否为滑动窗口内的极值,若满足极值条件,则识别为循环末阻力。阈值法则基于预设阈值对工作阻力数据进行分类,判断其是否处于正常工作状态,并在卸压瞬间将最后一个压力峰值记录为循环末阻力。割煤循环检测实验结果见表 1。

表 1 割煤循环检测实验结果

方法	精确率	召回率	$F_1$ 分数
滑动窗口极值法	57.89	55.13	56.48
阈值法	82.86	55.99	66.83
本文方法	<b>85.91</b>	<b>81.84</b>	<b>83.83</b>

从表 1 可看出,本文方法在所有指标上均优于对比方法。滑动窗口极值法可能将局部波动误判为循环末阻力,阈值法则对阈值选择依赖性强。本文方法的指标提升得益于 SVM 分类器的优势,其通过

在高维空间中创建超平面实现循环末阻力的最佳分类,能够在复杂任务中更准确地识别正确标签,有效减少了循环末阻力的误判和漏判。

#### 3.3.2 来压判识实验结果

基于割煤循环智能检测所提取的循环末阻力进行来压判识,并与 2 种对比方法的判识结果进行比较与评估,结果见表 2。可看出本文方法在 3 种评价指标上均表现出色,在整体来压判识的准确性上具有明显优势,能够更准确地识别来压,减少误判和漏判。本文方法的优势来源于割煤循环智能检测的高准确性,结合数据融合得到更准确的工作面压力状态,从而提高来压判识的准确性。

表 2 来压判识实验结果

方法	精确率	召回率	$F_1$ 分数
滑动窗口极值法	77.59	76.68	77.13
阈值法	64.46	65.12	64.79
本文方法	<b>79.43</b>	<b>78.76</b>	<b>79.09</b>

为了更好地展示本文方法在来压判识的准确性,给出了压力状态序列对比,如图 1 所示。图 1 中,真实状态表示实际工作面压力状态情况,作为评估 3 种方法性能的基准,其中红色表示来压状态,绿色表示无来压状态。从图 1 可看出,本文方法相较于 2 种对比方法,来压状态的判识更准确,且无来压状态的判识更加一致。

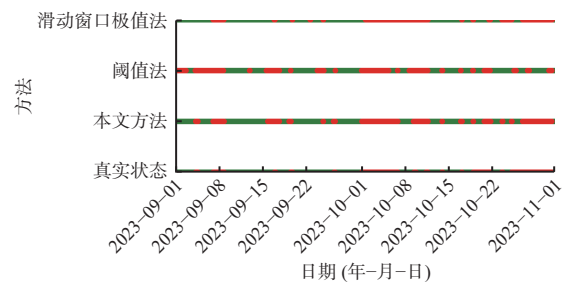


图 1 压力状态序列对比

Fig. 1 Comparison of stress state sequences

在实际应用中,误报和漏报都会带来一定风险。对于采矿等高风险环境,误报可能导致不必要的资源浪费和响应延迟,而漏报则可能错过重要的预警信号。因此,本文方法的优势在于来压判识的稳定性高,特别是在减少误报方面表现更好,即确保只有确实发生的来压事件被标记为标签 1,降低了误报的可能性,进而降低了风险。

## 4 结论

1) 提出了一种基于割煤循环智能检测的工作面

来压判识方法。首先将割煤循环检测转化为二分类问题,其次训练 SVM 分类器进行割煤循环结束时刻的智能检测,然后根据割煤循环检测结果,提取各液压支架的循环末阻力数据,最后基于来压判定公式进行工作面来压判识。

2) 实验结果表明:基于割煤循环智能检测的工作面来压判识方法割煤循环检测结果均优于对比方法,表明该方法能更准确地识别液压支架工作阻力数据中的循环末阻力;来压判识结果也优于对比方法,表明该方法在工作面来压判识的准确性上具有明显优势,能够更准确地识别来压,减少误判和漏判,综合性能更优。

3) 目前的方法在特定工作面数据集上表现良好,但在应对不同地质条件或复杂环境下的煤矿工作面时,可能会受到一定限制。因此,未来可以通过引入更多样本数据,特别是来自不同工作面或多样化地质环境的数据,进一步验证并提升模型的适应性与鲁棒性。

#### 参考文献(References):

- [1] 罗香玉,杜浩,华颖,等.一种煤矿顶板灾害防治知识图谱构建方法[J].工矿自动化,2024,50(6):54-60.  
LUO Xiangyu, DU Hao, HUA Ying, et al. A method for constructing a knowledge graph of coal mine roof disaster prevention and control[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(6): 54-60.
- [2] 赵亚军,张志男,贾廷贵.2010—2021年我国煤矿安全事故分析及安全对策研究[J].煤炭技术,2023,42(8):128-131.  
ZHAO Yajun, ZHANG Zhinan, JIA Tinggui. Analysis of coal mine safety accidents and research on safety countermeasures in China from 2010 to 2021[J]. Coal Technology, 2023, 42(8): 128-131.
- [3] 赵丽娟,李迎,吕文陵,等.基于灰色关联分析法的煤矿顶板事故研究及防治[J].矿业安全与环保,2024,51(6):54-62.  
ZHAO Lijuan, LI Ying, LYU Wenling, et al. Research and prevention of coal mine roof accident based on grey correlation analysis[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2024, 51(6): 54-62.
- [4] 王昊,李杰,郑闯凯,等.煤矿采场顶板灾害预警技术研究进展及展望[J].矿业安全与环保,2024,51(2):46-52.  
WANG Hao, LI Jie, ZHENG Chuangkai, et al. Research progress and prospect of early warning technology of coal mine stope roof disaster[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2024, 51(2): 46-52.
- [5] 李宏扬.液压支架加载形式研究及其强度分析[D].阜新:辽宁工程技术大学,2022.  
LI Hongyang. Study of hydraulic support loading form and its strength analysis[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2022.
- [6] 吴士良,杨路林.支架工作阻力大数据分析系统[J].工矿自动化,2017,43(11):86-89.  
WU Shiliang, YANG Lulin. Big data analysis system of working resistance of support[J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(11): 86-89.
- [7] 中煤科工集团重庆研究院有限公司.基于综采工作面液压支架压力数据的周期来压判识方法:CN202411270215.5[P].2024-09-11.  
CCTEG Chongqing Research Institute. Method for pressure judgment based on the cycle of hydraulic support pressure data in comprehensive mining working face: CN202411270215.5[P]. 2024-09-11.
- [8] 余琼芳,杨鹏飞,唐高峰.基于LSTM-Informer模型的液压支架压力时空多步长预测[J].工矿自动化,2024,50(6):30-35.  
YU Qiongfang, YANG Pengfei, TANG Gaofeng. Spatiotemporal multi-step prediction of hydraulic support pressure based on LSTM-Informer model[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(6): 30-35.
- [9] 王志奎.基于支架工作阻力大数据的工作面区域矿压预测技术研究[D].青岛:山东科技大学,2018.  
WANG Zhikui. Research on prediction technology of mining area pressure based on large data of support working resistance[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2018.
- [10] 连东辉,袁瑞甫,崔科飞,等.综采工作面自动化生产工艺研究与应用[J/OL].煤炭科学技术:1-11[2024-11-24].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20240613.1512.005.html>.  
LIAN Donghui, YUAN Ruifu, CUI Kefei, et al. Research and application of automatic production technology of fully mechanized Longwall working face for complex condition coal seam[J/OL]. Coal Science and Technology: 1-11 [2024-11-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20240613.1512.005.html>.
- [11] 冯银辉,宋阳,李务晋,等.基于支架数据优化的工作面矿压预测模型研究[J].煤炭工程,2023,55(6):101-107.  
FENG Yinhui, SONG Yang, LI Wujin, et al. Mine pressure prediction model for fully mechanized working face based on data optimization of hydraulic support[J]. Coal Engineering, 2023, 55(6): 101-107.
- [12] 卢国志,胡斐,李鑫,等.液压支架实时压力数据自动提取与动态分析方法研究[J].煤炭工程,2023,55(3):120-126.  
LU Guozhi, HU Fei, LI Xin, et al. A method for automatic extraction and dynamic analysis of real-time pressure data of hydraulic support[J]. Coal Engineering, 2023, 55(3): 120-126.

- [13] 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 Xiwen, XU Gang, LIU Qianjin, 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.
- [14] 陈毅琪, 刘长友, 刘锦荣, 等. 时空特征统一建模的支架阻力连续性分类及来压特征研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2024, 41(6): 1202-1211.  
CHEN Yiqi, LIU Changyou, LIU Jinrong, et al. Support pressure continuity classification and mine pressure characteristics by unifying spatiotemporal characteristics modeling[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2024, 41(6): 1202-1211.
- [15] 杨柯, 熊祖强, 王春, 等. 综采工作面液压支架阻力精准采集及分析技术研究[J]. 中国煤炭, 2024, 50(12): 131-139.  
YANG Ke, XIONG Zuqiang, WANG Chun, et al. Research on precise acquisition and analysis technology of hydraulic support resistance in fully mechanized mining face[J]. China Coal, 2024, 50(12): 131-139.
- [16] 中煤科工开采研究院有限公司, 阳泉煤业(集团)有限责任公司. 工作面液压支架初撑力与循环末阻力的判别方法和系统: 202011056466.5 [P]. 2020-09-30.  
CCTEG Coal Mining Research Institute, Yangquan Coal (Group) Co., Ltd. Method and system for identifying the initial support force and the resistance at the end of the cycle of the hydraulic support of the working face: 202011056466.5 [P]. 2020-09-30.
- [17] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [18] LI Haodong. An overview on remote sensing image classification methods with a focus on support vector machine[C]. International Conference on Signal Processing and Machine Learning, Stanford, 2021: 50-56.
- [19] 潘黎明. 基于综合分析法的大采高综放采场来压特征研究[J]. 煤炭科学技术, 2015, 43(8): 60-66.  
PAN Liming. Study on roof weighting features of high cutting height fully-mechanized top coal caving mining face based on comprehensive analysis method[J]. Coal Science and Technology, 2015, 43(8): 60-66.
- [20] 路建军, 周宏范, 冯明, 等. 综采工作面来压步距预测及修正方法研究[J]. 煤炭工程, 2022, 54(11): 118-123.  
LU Jianjun, ZHOU Hongfan, FENG Ming, et al. Prediction and correction method of weighting interval for fully mechanized mining face[J]. Coal Engineering, 2022, 54(11): 118-123.
- [21] 王巍, 王文, 张广杰. 神东矿区浅埋大采高工作面支架-围岩耦合关系及支架适用性研究[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2025, 44(2): 32-41.  
WANG Wei, WANG Wen, ZHANG Guangjie. Study on the coupling relationship between support and surrounding rock and the applicability of support in shallow buried high mining faces of the Shendong Mining Area[J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2025, 44(2): 32-41.
- (上接第 15 页)
- [17] WANG Zhendong, ZHENG Huangjie, HE Pengcheng, et al. Diffusion-GAN: training GANs with diffusion[EB/OL]. [2024-08-16]. <https://arxiv.org/abs/2206.02262>.
- [18] HO J, JAIN A, ABBEEL P. Denoising diffusion probabilistic models[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 6840-6851.
- [19] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]. 28th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Montreal, 2014: 2672-2680.
- [20] 王鑫, 吴士良. 智能综采工作面系统设计及关键技术研究[J]. 中国煤炭, 2024, 50(9): 73-79.  
WANG Xin, WU Shiliang. Research on system design and key technology of intelligent fully mechanized mining face[J]. China Coal, 2024, 50(9): 73-79.
- [21] 张捷. UG 软件在汽车车身 CAD 建模中的使用[J]. 内燃机与配件, 2021(19): 206-207.  
ZHANG Jie. Application of UG software in auto body CAD modeling[J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2021(19): 206-207.
- [22] 王进峰, 问丛川, 花广如, 等. 基于 Unity3D 的数控机床数字孪生系统设计与实现[J]. 中国工程机械学报, 2023, 21(5): 443-448.  
WANG Jinfeng, WEN Congchuan, HUA Guangru, et al. Design and implementation of digital twin system for CNC machine tools based on Unity3D[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2023, 21(5): 443-448.
- [23] 陈述, 鲁世立, 王建平, 等. 融合 Unity3D 的缆索起重机安全运行数字孪生模型构建方法[J]. 中国安全生产科学技术, 2024, 20(1): 154-159.  
CHEN Shu, LU Shili, WANG Jianping, et al. Construction method of digital twin model for safe operation of cable crane by integrating Unity3D[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2024, 20(1): 154-159.