

文章编号: 1671-251X(2022)10-0020-06

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.17989

智采工作面中部液压支架集群自动化后 人工调控决策模型

张锦涛^{1,2}, 付翔^{1,2,3}, 王然风^{1,2}, 王宏伟^{2,3,4}

(1. 太原理工大学 矿业工程学院, 山西 太原 030024;

2. 太原理工大学 山西省煤矿智能装备工程研究中心, 山西 太原 030024;

3. 山西焦煤集团有限责任公司 博士后工作站, 山西 太原 030024;

4. 太原理工大学 机械与运载工程学院, 山西 太原 030024)

摘要: 智采工作面在液压支架自动跟机完成后, 会出现丢架、直线度不平整、支架歪斜等异常工况, 需要人工调控, 目前研究缺乏对智采工作面生产过程中液压支架自动化后人工调控工况的知识发现, 不利于工人快速判断需人工调控的液压支架架号。针对上述问题, 从判别液压支架自动化后动作不达标液压支架架号出发, 提出了一种智采工作面中部液压支架集群自动化后人工调控决策模型。首先, 对工作面历史数据进行分析, 得出液压支架自动跟机完成后3个特征值(即自动跟机拉架距离、自动跟机前后的推移油缸行程变化量、采煤机位置支架号与被判断支架号的绝对差值)可作为判别液压支架自动跟机后是否进行人工调控的重要特征。根据上述结论, 给出了液压支架集群自动化后人工调控决策模型结构, 其中数据采集模块用于提供原始数据; 数据预处理模块对原始数据进行异常值处理、筛选、排序和相关性分析等数据准备工作; 特征工程模块对上述3个特征值进行计算及标准化处理, 为分类模型提供样本集; 分类模型对样本集进行划分后, 利用ID3决策树进行分类, 最后输出正常工况下的液压支架架号与需人工调控的液压支架架号。模型评估结果表明, 与传统K最近邻(KNN)、支持向量机(SVM)、逻辑回归(LR)等分类算法相比, 基于ID3决策树的智采工作面中部液压支架工况分类模型的训练集准确率为92.27%, 测试集准确率为93.75%, 能够较好地判别自动化后人工调控液压支架架号。

关键词: 智采工作面; 液压支架; 跟机自动化; 人工调控; 人工干预; ID3决策树

中图分类号: TD355

文献标志码: A

Manual regulation and control decision model of middle hydraulic support cluster automation in the intelligent working face

ZHANG Jintao^{1,2}, FU Xiang^{1,2,3}, WANG Ranfeng^{1,2}, WANG Hongwei^{2,3,4}

(1. College of Mining Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Center of Shanxi Engineering Research for Coal Mine Intelligent Equipment, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 3. Postdoctoral Workstation, Shanxi Coking Coal Group Co., Ltd., Taiyuan 030024, China; 4. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: The intelligent working face has abnormal working conditions such as lost support, uneven straightness, and support skew after the automatic following of hydraulic support. Therefore, manual regulation

收稿日期: 2022-07-30; 修回日期: 2022-09-24; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 国家自然科学基金项目(52274157); 国家重点研发计划项目(2020YFB1314004); 内蒙古自治区重点专项项目(2022EEDSKJXM010); 山西省揭榜招标项目(20201101005)。

作者简介: 张锦涛(1998—), 男, 山西长治人, 硕士研究生, 研究方向为煤矿自动化与控制工程, E-mail: 1760496311@qq.com。通信作者: 王然风(1970—), 男, 山西长治人, 副教授, 博士(后), 主要研究方向为矿物加工过程仿真、煤矿自动化与控制工程, E-mail: wrf197010@126.com。

引用格式: 张锦涛, 付翔, 王然风, 等. 智采工作面中部液压支架集群自动化后人工调控决策模型[J]. 工矿自动化, 2022, 48(10): 20-25.
ZHANG Jintao, FU Xiang, WANG Ranfeng, et al. Manual regulation and control decision model of middle hydraulic support cluster automation in the intelligent working face[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(10): 20-25.



扫码移动阅读

and control are needed. At present, the research lacks the knowledge discovery of manual regulation and control working conditions after the hydraulic support automation in the production process of the intelligent working face. This is not conducive for workers to quickly judge the number of hydraulic support requiring manual regulation and control. In order to solve the above problems, based on the identification of the number of hydraulic support that is not up to the standard after the hydraulic support automation, a manual regulation and control decision model of middle hydraulic support cluster automation in the intelligent working face is put forward. Firstly, the historical data of the working face is analyzed. It is concluded that after the automatic following of the hydraulic support is finished, three characteristic values can be used as important characteristics for judging whether the hydraulic support carries out manual regulation and control after the automatic following of the hydraulic support. The characteristic values include the distance of the automatic following of the hydraulic support, the stroke variation of the pushing oil cylinder before and after the automatic following of the hydraulic support, and the absolute difference between the number of the hydraulic support at the position of the shearer and the number of the judged hydraulic support. According to the above conclusion, the structure of the manual control decision model after the hydraulic support cluster automation is proposed. The data acquisition module is used for providing the original data. The data preprocessing module prepares the original data by outlier processing, filtering, sorting and correlation analysis. The characteristic engineering module calculates and standardizes the above three characteristic values to provide a sample set for the classification model. After the classification model divides the sample set, the ID3 decision tree is used for classification. Finally, the number of hydraulic supports needing normal working conditions and the number of hydraulic supports needing manual control are output. The results of the model evaluation show that, compared with the traditional K-nearest neighbor (KNN), support vector machine (SVM), logical regression (LR) classification algorithms, the training set accuracy of the ID3 decision tree based classification model for the working conditions of hydraulic supports in the middle of the intelligent working face is 92.27%. The test set accuracy is 93.75%. The model can better distinguish the manual control hydraulic support number after automation.

Key words: intelligent working face; hydraulic support; machine-following automation; manual regulation; manual intervention; ID3 decision tree

0 引言

近几年来国家大力推行煤矿智能化建设,我国煤矿智能化建设日新月异,发布了各类政策,拟定了行业标准,定义了煤矿智能化概念,建立了煤矿智能化基础理论体系,构建了煤矿智能化总体架构,很大程度上支撑了煤炭行业的健康发展^[1-4]。但我国煤矿综采工作面地质条件差别很大,目前煤矿智能化建设面临着许多技术难题,尤其是智能化煤矿自适应能力较差^[5],液压支架自动化后会出现丢架、直线度不平整、支架歪斜等异常工况,所以液压支架自动化后人工调控依然必不可少^[6]。

针对液压支架自适应跟机问题,文献[7-9]简化了综采设备群全局最优规划问题,给出了液压支架群组分布式协同控制方法;文献[10]阐述了在大数据背景下,实现智能综采装备协同控制知识自学习、开采行为自决策、分布协同自运行等目标的理论基础与方法体系;文献[11]通过分析液压支架自主跟

机原理,提出了根据不同推移状态模式,分段感知液压支架推移行程并实现液压支架自主跟机决策的方法;文献[12]分析了综采“三机”的行为约束规律,通过建立基于多智能体系统理论的综采“三机”全局任务规划及任务协调控制机制,实现了综采“三机”协同调度运行;文献[13]从液压支架精准控制不同动作角度研究了液压支架的智能协同控制,为解决综采工作面液压支架在自主跟机过程中出现的控制精度低、协同性差、直线度无法满足需求等问题提供了新思路;文献[14-16]从综采作业工序、稳压供液等不同角度对自动跟机系统进行了研究。上述研究主要从液压支架自动跟机角度出发,实现自动跟机满足生产要求的目标,然而目前智采工作面的自动化系统是以过程化控制为核心,自动化后人工调控工况变化频繁,但目前缺乏对生产过程中液压支架自动化后人工调控工况的知识发现,不利于工人快速判断需人工调控的液压支架架号。因此本文从判别液压支架自动化后动作不达标液压支架架号出

发,提出了智采工作面中部液压支架集群自动化后人工调控决策模型,对自动化后人工调控工况进行知识发现与逻辑推理,将自动化后液压支架架号进行分类,找出需人工调控液压支架架号,为减轻工人劳动强度、提高生产效率提供了新思路。

1 液压支架集群自动化后人工调控操作工况

1.1 人工调控操作工况出现频次

本文所用数据源自山西吕梁某煤矿 3404 工作面的实际生产数据,该工作面为薄煤层工作面,工作面长度为 200 m,采煤机机身长度约为 12 m,有 130 架液压支架,液压支架推移油缸最大行程为 700 mm。

本文采集了 3404 工作面 2021-11-01—12-12 共 42 d 的数据。通过初步筛选得到 15 d 质量较好的数据,然后对中部液压支架(20—110 架)的立柱压力数据、推移油缸行程数据、动作数据和采煤机位置数据进行分析,结合井下观测记录,对数据进行人工可视化标注后,得到的样本数量统计结果见表 1。可看出 15 d 内共有 899 个自动化后人工调控工况样本,占全部样本的 15.27%,由此可知目前智采工作面在液压支架自动跟机完成后需人工干预程度较大。

表 1 样本数量统计

Table 1 Quantity statistics of samples

样本	样本数量	占比/%
正常工况样本	4 986	84.73
自动化后人工调控工况样本	899	15.27

1.2 人工调控操作工况与正常工况数据

采用探索性可视化分析方法对上述数据样本进行筛选、补缺、标注、比对、可视化等处理,结合工作面现场观察采煤过程及与工人交流经验等,总结液压支架自动跟机完成后人工操作规律,并根据强相关性和计算可行性原则,得出自动跟机拉架距离、自动跟机前后推移油缸行程变化量、采煤机与被操作液压支架的位置差 3 个关键特征。限于篇幅,本文以典型工况举例分析。

2021-11-20T09:35—09:55,第 20 号液压支架在正常工况下特征值变化曲线如图 1 所示。液压支架自动跟机过程:自动降柱—自动拉架—自动升柱—自动推溜,从图 1(a)可看出,立柱压力先由 43.3 MPa 降为 0;然后进行自动拉架,推移油缸行程由 700 mm 变为 60 mm;接着自动升柱,立柱压力升高为 30.3 MPa;最后自动推溜,推移油缸行程逐渐增加到 700 mm。根据此工作面作业规程,从整个过程的立柱压力变

化与推移油缸行程变化可判定此次液压支架自动跟机过程为正常跟机。正常跟机前后的推移油缸行程变化量接近于 0,自动跟机拉架距离略小于 700 mm。从图 1(b)可看出在正常跟机时,自动跟机支架与采煤机之间有 8 架液压支架,符合工作面作业规程。

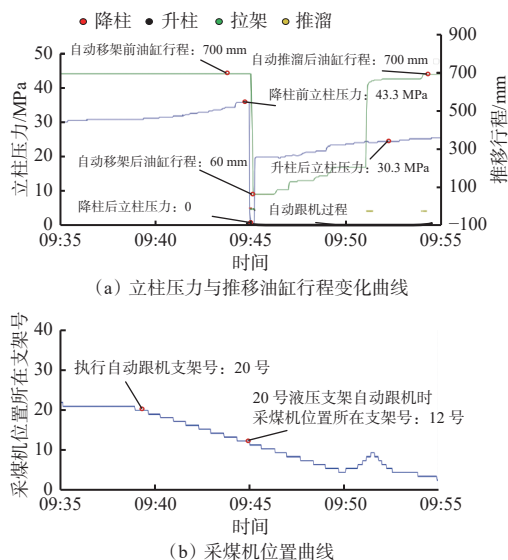


图 1 第 20 号液压支架在正常工况下特征值变化曲线

Fig. 1 Change curves of characteristic value of No.20 hydraulic support under normal working conditions

2021-11-20T16:35—16:55,第 20 号液压支架在自动跟机及自动化后人工干预调控工况下特征值变化曲线如图 2 所示。从图 2(a)可看出,立柱压力有 2 次先降后升,推移行程也有 2 次减小变化,根据此工作面作业规程,判断第 1 次立柱压力变化与推移行程变化为自动跟机导致,第 2 次立柱压力变化与推移行程变化为人工调控导致,两者时间差约为 5 min。自动跟机时,立柱压力先由 46.9 MPa 降为 0;然后进行自动拉架,推移油缸行程由 700 mm 变为 110 mm,拉架距离小于 600 mm,导致直线度不平整;接着自动升柱,立柱压力升高为 38.4 MPa;最后自动推溜,推移油缸行程逐渐增加到 700 mm。人工调控目的是补足拉架距离,调整直线度,但人工调控时立柱压力较高,为 40.4 MPa,无法直接拉架,所以人工调控再次进行降柱—拉架—升柱操作,此次人工调控行程变化量为 65 mm,且人工拉架后不进行推溜操作,推移油缸行程保持在 635 mm。从图 2(b)可看出,自动跟机液压支架与采煤机之间有 11 架液压支架,人工调控液压支架与采煤机之间有 18 架液压支架,人工调控液压支架与采煤机的距离更远,这是因为工人巡检具有随机性且要保证工人安全。

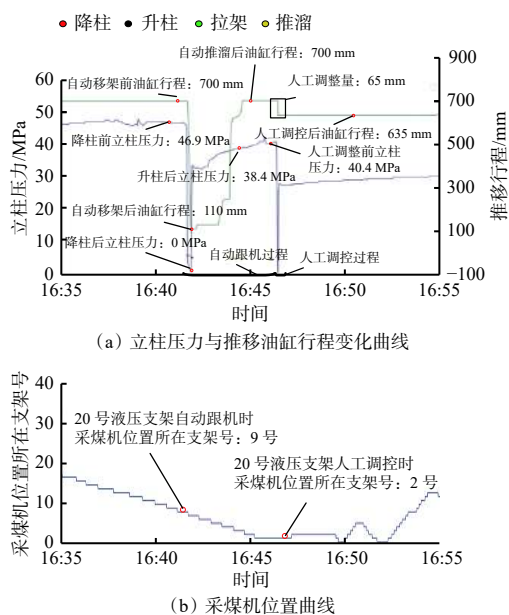


图2 第20号液压支架自动跟机及自动化后人工干预调控工况下特征值变化曲线

Fig. 2 Change curves of characteristic value of No.20 hydraulic support automatic following and manual lifting operation after automation

对比图1与图2可知,自动跟机拉架距离、自动跟机前后的推移油缸行程变化量、采煤机与被判断液压支架的位置差可作为判别液压支架自动跟机后

是否进行人工调控的重要特征。

2 液压支架集群自动化后人工调控决策模型

液压支架集群自动化后人工调控决策模型是一个包含数据采集、数据预处理、特征工程、分类模型和输出的复杂模型,建模流程如图3所示。数据采集模块为液压支架集群自动化后人工调控决策模型提供原始数据;数据预处理模块对原始数据进行异常值和缺失值处理、筛选、排序和相关性分析等数据准备工作;特征工程模块进行特征值计算及标准化处理,为分类模型提供样本集;分类模型对样本集进行划分后,利用ID3决策树模型进行分类,最后输出正常工况下的液压支架架号与需人工调控工况的液压支架架号。

2.1 数据采集

智采工作面数据源是建立液压支架集群自动化后人工调控决策模型的基础,包括设备状态数据和动作数据2类,其中,状态数据主要通过设备上安装的传感器获取,动作数据主要通过设备控制系统获取。采集的数据通过工业万兆环网上传到地面调度室的关系数据库进行存储,作为构建模型的原始数据。

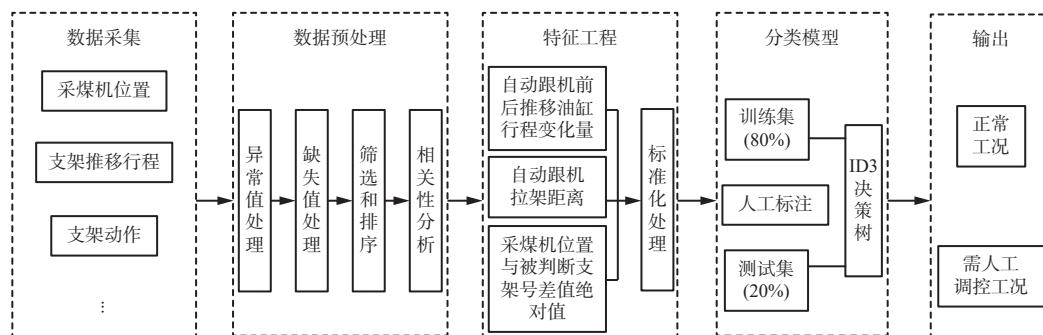


图3 液压支架集群自动化后人工调控决策建模流程

Fig. 3 Manual regulation and control decision modeling process after automation of hydraulic support cluster

2.2 数据预处理

由于智采工作面环境复杂,经常发生传感器损坏或因设备故障造成工作面停电,易导致数据采集出现异常(主要是由于传感器内部元件损坏)和丢失(一般是指数据传输线路断开,常见于传感器本身损坏、传感器信号线损坏或工作面停电)。为了保证数据的完整性,采用时域相邻值或经验值填充的方法处理数据丢失的问题;针对数据异常问题,分情况进行处理,单个异常值采用相邻值替换,若异常数据较多则去除当天数据。按照液压支架的立柱压力值、推移油缸行程值、动作数据和采煤机位置数据对经过异常值、缺失值处理后的数据进行筛选,并对每种

数据进行时间排序,得到可用的数据,然后对此数据进行相关性分析,得到自动跟机前后推移油缸行程变化量、自动跟机拉架距离、采煤机位置支架号与被判断支架号的绝对差值3个特征值。

2.3 特征工程

利用预处理后的数据进行特征值计算,制作样本集。首先确定液压支架相邻2次拉架动作发生时间,取相邻2次拉架动作时间为截取数据的起始点与终止点;然后对每一时间段内的液压支架推移油缸行程数据、采煤机位置数据进行计算。

$$\Delta X = \max(x_1) - \max(x_2) \quad (1)$$

式中: ΔX 为自动跟机前后的推移油缸行程变化量;

x_1 为自动跟机前推移油缸行程; x_2 为自动跟机后推移油缸行程。

$$Y = x_{(T_n-t_1)} - x_{(T_n+t_2)} \quad (2)$$

式中: Y 为自动跟机拉架距离; $x_{(T_n-t_1)}$ 为第 n 个时间段的起始点 T_n 前 t_1 时刻行程; $x_{(T_n+t_2)}$ 为第 n 个时间段的起始点 T_n 后 t_2 时刻行程。

$$\Delta q = |N - Q| \quad (3)$$

式中: Δq 为采煤机位置支架号与被判断支架号的绝对差值; N 为被判断液压支架架号; Q 为采煤机位置所在支架号。

对自动跟机前后推移油缸行程变化量、自动跟机拉架距离、采煤机位置支架号与被判断支架号的绝对差值进行标准化处理, 将不同量纲的数据按比例缩放至相同的数据范围, 转化为无量纲的纯数值, 从而减少不同特征对模型的影响, 保证结果的可靠性。处理结果作为模型实例化的样本集。

2.4 自动化后液压支架工况分类模型

常见的分类算法有随机森林、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、决策树 (分类树) 等, 其中, 随机森林算法对于实时性要求很高的情况无法满足; SVM 算法对大规模训练样本无法实施; 决策树算法能够直观地给出详细的分类过程, 可在相对短的时间内得到良好的分类效果。由于煤矿生产过程中数据量庞大, 对模型实时性要求较高, 故选择决策树算法对自动化后液压支架工况进行分类。

ID3 决策树是通过信息增益 (熵) 确定对每个内部节点选择哪个属性进行判断, 每个分支表示一种判断结果的输出, 可以经过一层或多层逻辑判断实现操作类型分类。其学习的基本思想是以信息熵为度量构造一棵熵值下降最快的树, 熵的表达式为

$$H(x) = - \sum P_i \log_2 P_i \quad (4)$$

式中 P_i 为第 i ($i = 1, 2, \dots, m$, m 为节点属性编号) 个支架动作概率值, 当 P_i 接近于 1 时, 熵值 H 接近于 0, 即熵值越小, 则判定选择的节点属性效果越好, 反之则判定选择的节点属性效果越差。

在分类算法的基础上, 对样本集进行人工标注, 得到 1 036 个样本, 每个样本包含液压支架架号、自动跟机前后推移油缸行程变化量、自动跟机拉架距离、采煤机位置支架号与被判断支架号绝对差值和所属类别 5 个数据, 其中正常工况样本为 675 个, 自动化后人工调控样本为 361 个。

3 模型构建及评估

3.1 模型构建

将人工标注后的样本集按照比例 8:2 划分训练

集和测试集。利用决策树算法和训练集构建分类模型, 利用测试集进行分类效果评价。

构建决策树模型的过程可分为生长和剪枝 2 个过程。生长过程主要是选取最佳变量及寻找最佳分割点。剪枝过程是找到最佳变量和分割点后将其他影响模型精度的树枝剪掉, 剪枝操作可降低过拟合风险, 减少建模时间, 提高模型的泛化能力, 使模型达到最佳效果。经过剪枝操作后选取决策树模型的最大深度为 5 层。

3.2 模型评估

将决策树与传统 K 最近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN)、SVM、逻辑回归 (Logistic Regression, LR) 等分类算法进行分类效果对比, 结果见表 2。可看出 KNN 算法与 LR 算法的训练集准确率较低, 说明 KNN 算法与 LR 算法泛化能力不足; SVM 算法的训练集准确率较高, 但测试集准确率较低, 说明 SVM 算法存在过拟合问题; 决策树算法的训练集与测试集准确率最高, 说明决策树算法的泛化能力与过拟合能力较其他算法好。

表 2 模型准确率统计

Table 2 Model accuracy statistics %

算法	训练集准确率	测试集准确率
决策树	92.27	93.75
KNN	91.51	91.82
SVM	93.84	90.82
LR	89.00	90.86

4 结语

智采工作面中部液压支架集群自动化后人工调控决策模型以工作面集控中心所采集的生产数据为基础, 利用大数据挖掘技术与机器学习算法实现液压支架自动化后工况的分类。首先, 通过量化自动化后人工调控工况出现频次, 证明了目前智采工作面人工干预程度较高。然后, 利用大数据挖掘技术, 对比分析自动化后人工操作工况数据与正常工况数据, 深入挖掘智采工作面生产过程数据中蕴含的自动化后人工控制行为逻辑, 找到自动化后人工干预工况数据规律。最后, 运用机器学习算法, 根据自动化后人工干预工况数据规律, 通过相关性分析得到自动跟机前后推移油缸行程变化量、自动跟机拉架距离、采煤机位置支架号与被判断支架号绝对差值 3 个特征值, 结合实际生产过程数据量与实时性需求, 提出基于决策树算法的智采工作面液压支架集群自动化后工况分类模型, 智能识别需人工调控液

压支架架号。模型实例化结果表明, 决策树算法的测试集准确率为 93.75%, 与 KNN、SVM 与 LR 等分类算法相比, 决策树算法的准确率高, 泛化能力强, 拟合能力强, 说明基于决策树算法的分类模型可以很好地区分液压支架自动化后的正常工况与人工调控工况, 为帮助工人快速定位自动化后人工调控液压支架架号提供了新的理论基础。

参考文献(References):

- [1] 王国法, 范京道, 徐亚军, 等. 煤炭智能化开采关键技术创新进展与展望[J]. 工矿自动化, 2018, 44(2): 5-12.
WANG Guofa, FAN Jingdao, XU Yajun, et al. Innovation progress and prospect on key technologies of intelligent coal mining[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(2): 5-12.
- [2] 王国法, 庞义辉, 任怀伟. 煤矿智能化开采模式与技术路径[J]. 采矿与岩层控制工程学报, 2020, 2(1): 5-19.
WANG Guofa, PANG Yihui, REN Huaiwei. Intelligent coal mining pattern and technological path[J]. Journal of Mining and Strata Control Engineering, 2020, 2(1): 5-19.
- [3] 王国法, 刘峰, 庞义辉, 等. 煤矿智能化——煤炭工业高质量发展的核心技术支撑[J]. 煤炭学报, 2019, 44(2): 349-357.
WANG Guofa, LIU Feng, PANG Yihui, et al. Coal mine intellectualization: the core technology of high quality development[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(2): 349-357.
- [4] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(1): 1-27.
WANG Guofa. New technological progress of coal mine intelligence and its problems[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(1): 1-27.
- [5] 葛世荣, 郝尚清, 张世洪, 等. 我国智能化采煤技术现状及待突破关键技术[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(7): 28-46.
GE Shirong, HAO Shangqing, ZHANG Shihong, et al. Status of intelligent coal mining technology and potential key technologies in China[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(7): 28-46.
- [6] 王国法, 徐亚军, 张金虎, 等. 煤矿智能化开采新进展[J]. 煤炭科学技术, 2021, 49(1): 1-10.
WANG Guofa, XU Yajun, ZHANG Jinhu, et al. New development of intelligent mining in coal mines[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(1): 1-10.
- [7] 任怀伟, 王国法, 赵国瑞, 等. 智慧煤矿信息逻辑模型及开采系统决策控制方法[J]. 煤炭学报, 2019, 44(9): 2923-2935.
REN Huaiwei, WANG Guofa, ZHAO Guorui, et al. Smart coal mine logic model and decision control method of mining system[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(9): 2923-2935.
- [8] 王国法, 任怀伟, 赵国瑞, 等. 煤矿智能化十大“痛点”解析及对策[J]. 工矿自动化, 2021, 47(6): 1-11.
WANG Guofa, REN Huaiwei, ZHAO Guorui, et al. Analysis and countermeasures of ten 'pain points' of intelligent coal mine[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(6): 1-11.
- [9] 张帅, 任怀伟, 韩安, 等. 复杂条件工作面智能化开采关键技术及发展趋势[J]. 工矿自动化, 2022, 48(3): 16-25.
ZHANG Shuai, REN Huaiwei, HAN An, et al. Key technology and development trend of intelligent mining in complex condition working face[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(3): 16-25.
- [10] 路正雄, 郭卫, 张帆, 等. 基于数据驱动的综采装备协同控制系统架构及关键技术[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(7): 195-205.
LU Zhengxiong, GUO Wei, ZHANG Fan, et al. Collaborative control system architecture and key technologies of fully-mechanized mining equipment based on data drive[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(7): 195-205.
- [11] ZHANG Lin, WANG Zhongbin, TAN Chao, et al. A fruit fly-optimized kalman filter algorithm for pushing distance estimation of a hydraulic powered roof support through tuning covariance[J]. Applied Sciences, 2016, 6(10): 299.
- [12] FAN Qigao, LI Wei, WANG Yuqiao, et al. Control strategy for an intelligent shearer height adjusting system[J]. Mining Science & Technology(China), 2010, 20(6): 908-912.
- [13] 牛剑峰. 受汽车无人驾驶启发的液压支架智能协同控制[J]. 工矿自动化, 2020, 46(5): 54-56, 75.
NIU Jianfeng. Intelligent cooperative control of hydraulic support inspired by driveless car[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(5): 54-56, 75.
- [14] 王统诚. 液压支架自动化跟机系统研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2018.
WANG Tongcheng. Research on hydraulic support automatic system[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2018.
- [15] 刘清, 韩秀琪, 徐兰欣, 等. 综采工作面采煤机和液压支架协同控制技术[J]. 工矿自动化, 2020, 46(5): 43-48.
LIU Qing, HAN Xiuqi, XU Lanxin, et al. Cooperative control technology of shear and hydraulic support on fully-mechanized coal mining face[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(5): 43-48.
- [16] 付翔, 王然风, 赵阳升. 液压支架群组跟机推进行为的智能决策模型[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2065-2077.
FU Xiang, WANG Ranfeng, ZHAO Yangsheng. Intelligent decision-making model on the of hydraulic supports group advancing behavior to follow shearer[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2065-2077.