

文章编号:1671-251X(2020)10-0049-06

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.17606

# 智慧煤矿数据驱动检测技术研究

潘红光, 裴嘉宝, 侯媛彬

(西安科技大学 电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054)



扫码移动阅读

**摘要:**数据驱动检测技术是智慧煤矿发展的有效组成部分,其在无需知道智慧煤矿大数据系统精确解析模型的情况下完成对未来对象系统行为的预测。针对智慧煤矿的生产运行智能化、安全生产本质化、运营模式科学化等难题,分析了数据驱动检测技术在煤矿设备故障诊断、胶带运输异物检测、煤矸检测辨识等3个方面的应用现状。展望了数据驱动检测技术在这3个方面的发展趋势:①模糊数学与人工神经网络应更加有效融入煤矿设备故障诊断中;②视频防抖、图像分割及目标检测技术应更加有效融入胶带运输异物检测中;③分拣机器人、计算机视觉及图像识别技术应更加有效融入煤矸检测辨识中,提高算法普适性将是煤矸图像识别发展的方向之一。

**关键词:**智慧煤矿;智慧煤矿大数据系统;数据驱动;设备故障诊断;胶带运输异物检测;煤矸检测;视频防抖

中图分类号:TD67

文献标志码:A

Research on data-driven detection technology of smart coal mine

PAN Hongguang, PEI Jiabao, HOU Yuanbin

(School of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology,  
Xi'an 710054, China)

**Abstract:** Data-driven detection technology is an effective part of development of smart coal mine. It can predict behavior of future object system without knowing accurate analytical model of smart coal mine big data system. For the difficult problems of intelligent production operation, inherent safety production, scientific operation mode of smart coal mine, application status of data-driven detection technology in fault diagnosis of coal mine equipment, detection of foreign object in belt transportation and detection and identification of coal-gangue was analyzed. The development trend of data-driven detection technology in these three aspects was prospected: ① Fuzzy mathematics and artificial neural network should be integrated into fault diagnosis of coal mine equipment more effectively; ② Video anti-shake, image segmentation and target detection technologies should be more effectively integrated into detection of foreign object in belt transportation; ③ Sorting robot, computer vision and image recognition technologies should be more effectively integrated into detection and identification of coal-gangue, and improving universality of the algorithm would be one of the development directions of coal-gangue image recognition.

**Key words:** smart coal mine; smart coal mine big data system; data-driven; equipment fault diagnosis; detection of foreign object in belt transportation; coal-gangue detection; video anti-shake

收稿日期:2020-05-08;修回日期:2020-08-09;责任编辑:王晖,郑海霞。

基金项目:国家自然科学基金项目(61603295);中国博士后基金资助项目(2017M623207);陕西省博士后基金项目(2018BSHEDZZ124);西安科技大学优秀青年科技基金项目(2018YQ2-07)。

作者简介:潘红光(1983—),男,山东临沂人,讲师,主要从事人工智能、物联网、过程控制等方面的研究。E-mail: hongguangpan@163.com。

引用格式:潘红光,裴嘉宝,侯媛彬.智慧煤矿数据驱动检测技术研究[J].工矿自动化,2020,46(10):49-54.

PAN Hongguang, PEI Jiabao, HOU Yuanbin. Research on data-driven detection technology of smart coal mine[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(10): 49-54.

## 0 引言

智慧煤矿是煤炭行业转变发展方式、提升行业发展质量的核心驱动力,是矿山技术发展的最高形式<sup>[1]</sup>。智慧煤矿的核心是智能化,其中数据驱动检测技术是智能化发展的有效组成部分,通过对系统状态监测、过程运行数据分析处理,在无需知道系统精确解析模型的情况下完成对未来对象系统行为的预测<sup>[2]</sup>。数据驱动检测技术要求信息充足和数据完整,其采用的数据源于当前采样的在线数据和系统存储的大量历史离线数据。

随着大数据技术的发展,数据驱动检测技术在煤炭行业的应用越来越广泛。其中支持向量机(Support Vector Machine, SVM)及人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)等监督学习方法通常被用来学习特征向量与模式之间的映射关系;深度学习能够从数据中直接获取高等级的特征,削减对每一个问题设计特征提取器的工作,广泛应用于智慧煤矿之中。

针对智慧煤矿的生产运行智能化、安全生产本质化、运营模式科学化等难题,本文在智慧煤矿大数据系统的背景下,以数据驱动检测技术为载体,着重分析了数据驱动检测技术在煤矿设备故障诊断、胶带运输异物检测、煤矸检测辨识 3 个方面的应用现状,并展望了数据驱动检测技术在这 3 个方面的发展趋势。

## 1 煤矿设备故障诊断

目前,机器学习及神经网络广泛应用于煤矿设备故障诊断。其中, SVM 及误差反向传播算法(Error Back Propagation Training, BP)神经网络应用最广。文献[3]在 SVM 的基础上,把最小二乘支持向量机和隐马尔科夫模型相结合并进行改进,将改进后的模型应用于故障预测,其预测出来的状态数据与采集到的真实状态数据相比,误差较小,吻合度高。文献[4]给出了应用 SVM 进行刮板输送机故障分类的实例,同时展望了今后基于 SVM 的故障诊断技术的发展方向。文献[5]提出基于邻域属性重要度的齿轮箱故障特征优选方法,结合 SVM 和 BP 神经网络对诊断的准确率和时间进行对比分析。文献[6]研究了基于多传感器信息 BP 神经网络的掘进机截割部故障诊断方法,并对 EBZ-160 型掘进机截割部进行故障诊断。文献[7]将基于递推最小二乘法算法的 BP 神经网络用于检测煤矿通风系统故障,满足了煤矿通风系统故障检测的要求。文献[8]研究了一种基于专家系统和 ANN 的机械

设备故障诊断系统,用于应对复杂的工况环境,经实际测试,该系统经过数次迭代,误差可达到实际工作的要求。

在大数据背景下,深度学习已被广泛应用于设备故障诊断领域。文献[9]提出了一种将深度学习特征提取和粒子群 SVM 状态识别相结合的智能诊断模型,实现了中速轴大齿轮不同故障类型的可靠识别,同时验证了基于深度学习自适应提取频谱特征的有效性。文献[10]提出了一种基于深度学习的智能变电站二次设备故障定位方法,以典型的智能变电站线路间隔为例,仿真验证了所提方法的有效性与准确性,且在信息不充足的情况下仍能取得良好的判别结果,容错性能良好,其结果对煤矿设备故障诊断具有一定的参考性。

随着各种新方法新理论不断融入到设备故障诊断技术中,煤矿设备故障诊断技术逐渐趋向智能化,未来应选择与故障契合的诊断技术和方式,对不同故障做出具体的分析,提出相应的解决方案,进一步提高故障诊断的准确性。

## 2 胶带运输异物检测

煤矿井下胶带造价昂贵,在运输过程中因异物的出现易造成损伤甚至撕裂。传统的异物检测手段主要包括人工检测、雷达检测、金属探测器等。人工检测效率低,且存在安全隐患。雷达检测成本较高、维护较难。金属探测器部署困难且检测种类有限。因此,研究基于数据驱动检测技术的煤矿胶带运输异物检测方法十分必要。

文献[11]提出了一种基于 SVM 的输送带煤流量短时预测方法,该方法能够较好地预测输送带短时间内的煤流量,对于胶带异物检测有一定的借鉴作用。文献[12]提出了一种基于 SVM 红外图像分割的输送带纵向撕裂检测方法,该方法可准确检测出输送带纵向撕裂并预测纵向撕裂趋势,从而保证输送带的稳定运行。文献[13]将神经网络与传统的火灾预警算法相结合,用于带式输送机火灾预警,该算法能够有效识别出带式输送机状态,误报率低。文献[14]采用粒子群优化算法对高斯混合模型参数进行优化与自整定,并将该算法应用于胶带运输机煤流中矸石等异物的识别,该算法能够实现对胶带运输机上煤矸石的有效检测,从而为带式输送机的安全运行提供保障。

学者们对输送带煤流量的预测也进行了研究。文献[15]以煤矿带式输送机工况监控系统大数据和视频监控系統大数据分析为背景,分别使用流形空间的非平衡处理技术和分水岭等视觉技术对数据进

行处理,具有较好的煤流检测效果。文献[16]研究了不同带速下煤料对漏斗的受力平均值的大小和受力时间,其结果对煤料堵塞的风险有一定预测作用。

胶带运输异物检测是一个系统性的工程。文献[17]设计并开发了一套煤矿井下胶带异物检测原型系统,基于多摄像头对井下胶带运输异物进行实时检测、报警和图像显示。

上述文献对带式输送机的各个方面都展开了研究,随着技术的发展,图像识别、视频防抖、图像分割、目标跟踪等技术将逐步融入到胶带运输异物检测中,加快智慧煤矿的发展。

### 3 煤矸检测辨识

煤矿环境复杂,在开采过程中矸石将不可避免地混入原煤中。传统的排矸方式主要有人工手选和机械洗选。人工手选工作效率较低,且会对工人的健康造成较大威胁。机械洗选存在设备成本高、资源占用多等问题,不适合推广及长期使用。因此,进一步研究煤矸识别技术,对推动智慧煤矿发展具有一定意义。

目前,SVM和BP神经网络广泛应用于煤矸检测辨识中。文献[18-19]搭建图像采集装置采集煤块和矸石图像,利用SVM作为分类器实现矸石识别,随机实验的平均识别率取得了满意的效果。文献[20]提出一种多特征融合的基于粒子群算法优化法平面型隶属度函数模糊支持向量机(PSO-NP-FSVM)的煤矸石分选方法,提高了煤矸石分选的准确率和稳定性。文献[21]提出了基于BP神经网络的纹理和灰度特征的综合分类方法,提高了煤与矸石的识别率。文献[22]利用非线性PSO-BP神经网络对煤矸分选效果进行了预测,与传统PSO-BP神经网络相比,准确率更高。文献[23]将BP神经网络和小波包奇异值相结合,提出了一种煤岩界面识别新方法,该方法对煤矸检测有一定参考性。

近年来,许多学者将深度学习应用于煤矸检测辨识领域。文献[24]提出了一种利用卷积神经网络自动识别煤矸图像的方法,该方法在经典卷积神经网络LeNet-5的基础上进行了改进,提高了矸石识别率,为煤矸检测辨识提供了参考。文献[25]提出了一种煤矸优化识别方法,对采集的图像进行预处理后,利用训练好的CornerNet-Squeeze深度学习模型判断图像中是否存在待检测的煤或矸石,提高了煤矸识别准确率。文献[14]采用粒子群优化算法对高斯混合模型参数进行优化与自整定,利用改进模型能够有效检测带式输送机上的煤矸。

学者们将机器视觉技术应用于煤矸检测辨识。

文献[26]设计了一种基于机器视觉的多机械臂煤矸分拣机器人系统,该系统可对特定粒度(50~260 mm)的煤矸进行高效、快速分拣,具有良好的稳定性和准确性。

综放开采煤矸自动识别技术是实现智慧煤矿的关键环节。文献[27]研究探讨了多夹矸近水平煤层综放开采煤矸放出体空间形态及顶煤采出率的三维分布特征。文献[28]以塔山煤矿生产的实际情况为背景,建立了顶煤采出率与含矸率的理论计算模型,并验证了理论分析的可行性。

综上所述,图像识别、机器视觉、自动化系统等技术与煤矸识别相结合,可进一步提升煤矸识别的准确性及可行性。

### 4 展望

#### 4.1 煤矿设备故障诊断

(1) 模糊数学的应用。在实际工况环境下,设备故障复杂多变,且故障原因与故障表现并非一一对应,导致在分析故障时存在大量不确定因素,为避免这种模糊性或可能性,需要对设备故障进行模糊量化处理。首先,参考煤矿机械领域的故障知识特性,选取和故障相适应的知识表述方式。其次,建立模糊因果关系的对应矩阵,以表示故障原因和故障征兆直接的因果关系。最后,通过对数学模型的定量分析,为煤矿设备故障诊断提供有力的依据。

(2) ANN的应用。ANN是一个非线性、自适应的信息处理系统,其最终目的是通过不断训练样本改变网络权值,使实际输出和期望输出之间的误差满足要求。由于煤矿设备故障诊断从故障初始征兆到故障源的映射具有非线性映射关系,所以将ANN应用于煤矿设备故障检测。

#### 4.2 胶带运输异物检测

(1) 视频防抖技术。视频防抖技术的目的是通过技术手段处理拍摄视频中的抖动画面,尽可能保障原视频图像信息的完整,从而平稳呈现拍摄的视频。其核心问题是图像局部特征提取及匹配。煤矿井下部署的高清摄像头及光纤环网无法保证具体生产过程中拍摄视频的稳定性,利用视频防抖技术可以解决煤矿井下胶带运输过程中的视频采集问题。

(2) 图像分割技术。图像分割技术的目的是确定单个像素所属纹理类别,提取纹理特征,再根据特征向量区分不同纹理。在煤矿井下胶带运输异物检测方面利用图像分割技术提取不同类型运输物的特征向量,通过归类找出运输中包含异物的特征向量,可使煤矿井下胶带运输异物检测技术更加完善。

(3) 目标检测技术。目前,目标检测技术需要

根据不同场景选择适合的算法。针对煤矿行业的特殊性,设计一种在提高检测准确性的同时,还能充分适应井下环境的目标检测方法是未来研究热点之一。

#### 4.3 煤矸检测辨识

(1) 分拣机器人。随着研究的深入,煤矸分拣机器人及其控制系统将代替人工分拣,可有效保障人员安全及工作效率。

(2) 计算机视觉技术。越来越多的学者利用煤与矸石图像的纹理特征进行特定环境下的煤矸识别,利用机器学习和 ANN 建立分类模型,从而有效提高煤矸识别准确率和稳定性。

(3) 图像识别技术。现阶段煤矸图像识别技术研究大多是在实验室的理想状况下进行的,与实际复杂多变的工况不符,实际生产环境中的煤矸识别难度更大;所研究的深度网络模型大多比较复杂、参数众多、计算量大,且难以部署嵌入式设备,导致推广性大打折扣;算法大多围绕煤和矸石的物理特征,缺乏对其外观及形状的研究。

已有学者将小波变换与图像处理技术相结合并应用于煤矸识别,该方法准确度高、普适性好且操作简单。部分学者将神经网络与煤矸识别结合,通过改进算法降低算法复杂度并保障算法精度。在未来煤矸识别研究中,提高算法普适性将是煤矸图像识别发展的方向之一。

#### 5 结语

(1) 智慧化。数据驱动技术的发展始终伴随着智能化体系的发展,现代智慧理念是智慧煤矿的基础理念。数据驱动检测技术的不断完善,可使煤矿形成自我感知、全局互联、实时分析、自学习、准确预测、果断决策、精准控制的完备智能化系统,实现煤矿开采、运输、选煤、生产安全保障、生态保护等全方位集成化的智慧体系。

(2) 高效化。随着智慧煤矿不断推进,数据量越来越大,应在现有算法基础上进行改进,以更加高效地解决煤矿不同方面的问题。

(3) 持久化。在智慧化和高效化的基础上,应整合大数据,将数据与实际生产情况相结合,用可视化的方法将数据呈现在智慧煤矿平台,从而进行各方面检测。

#### 参考文献(References):

- [1] 王国法,王虹,任怀伟,等.智慧煤矿 2025 情景目标和发展路径[J].煤炭学报,2018,43(2):295-305.  
WANG Guofa, WANG Hong, REN Huaiwei, et al.

- 2025 scenarios and development path of intelligent coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(2):295-305.
- [2] 彭宇,刘大同.数据驱动故障预测和健康管理综述[J].仪器仪表学报,2014,35(3):481-495.  
PENG Yu, LIU Datong. Data-driven prognostics and health management: a review of recent advances[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 481-495.
- [3] 郇双宇,靳添絮,刘立,等.基于优化的 LSSVM-HMM 混合动力铲运机故障预测[J].煤炭学报,2019,44(增刊 1):338-344.  
HUAN Shuangyu, JIN Tianxu, LIU Li, et al. Fault prediction of hybrid scraper based on optimized LSSVM-HMM[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(S1):338-344.
- [4] ZHANG Yanni, MA Xianmin, ZHANG Yongqiang, et al. Support vector machine of the coal mine machinery equipment fault diagnosis [C]//2013 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA), Yinchuan, 2013:1141-1146.
- [5] 古莹奎,孔军廷,朱繁淞.基于邻域属性重要度的齿轮箱故障特征优选方法[J].煤炭学报,2015,40(增刊 2):560-567.  
GU Yingkui, KONG Juntong, ZHU Fanlong. Optimal selection method of gearbox fault feature based on neighborhood attribute importance [J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(S2):560-567.
- [6] 尹同舟,唐至威,杨健健,等.基于多传感器 BP 网络掘进机截割部故障诊断研究[J].煤炭科学技术,2016,44(9):134-139.  
YIN Tongzhou, TANG Zhiwei, YANG Jianjian, et al. Study on failure diagnosis of cutting unit in roadheader based on BP network of multi sensor[J]. Coal Science and Technology, 2016, 44(9):134-139.
- [7] 张飞,何雅琴,张珂.改进 BP 网络在煤矿通风系统故障检测中的应用[J].工矿自动化,2013,39(3):61-63.  
ZHANG Fei, HE Yaqin, ZHANG Ke. Application of improved BP neural network in fault detection of mine ventilation system [J]. Industry and Mine Automation, 2013, 39(3):61-63.
- [8] 董晓钧.煤矿井下机械设备管理与故障诊断[J].煤炭工程,2015,47(1):63-65.  
DONG Xiaojun. Management and fault diagnosis of coal mine machinery equipment[J]. Coal Engineering, 2015, 47(1):63-65.
- [9] 时培明,梁凯,赵娜,等.基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别的齿轮智能故障诊断[J].中国机械工程,2017,28(9):1056-1061.  
SHI Peiming, LIANG Kai, ZHAO Na, et al.

- Intelligent fault diagnosis for gears based on deep learning feature extraction and particle swarm optimization SVM state identification [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(9): 1056-1061.
- [10] 任博, 郑永康, 王永福, 等. 基于深度学习的智能变电站二次设备故障定位研究[J/OL]. 电网技术, 2020, 1-9[2020-08-03]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2019.2450>.
- REN Bo, ZHENG Yongkang, WANG Yongfu, et al. Research on fault location of secondary equipment in smart substation based on deep learning [J/OL]. Power System Technology, 2020, 1-9[2020-08-03]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2019.2450>.
- [11] 冯梅, 乔铁柱. 输送带煤流量短时预测方法研究[J]. 工矿自动化, 2019, 45(4): 72-76.
- FENG Mei, QIAO Tiezhu. Research on short-term prediction method of coal flow on conveyor belt[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(4): 72-76.
- [12] 赵弼龙, 乔铁柱. 基于支持向量机红外图像分割的输送带纵向撕裂检测方法[J]. 工矿自动化, 2014, 40(5): 30-33.
- ZHAO Bilong, QIAO Tiezhu. Detection method of belt longitudinal tear based on support vector machine and infrared image segmentation[J]. Industry and Mine Automation, 2014, 40(5): 30-33.
- [13] 樊荣, 侯媛彬, 张代, 等. 基于神经网络的带式输送机火灾预警算法[J]. 工矿自动化, 2012, 38(9): 70-74.
- FAN Rong, HOU Yuanbin, ZHANG Dai, et al. Fire pre-warning algorithm of belt conveyor based on neural network[J]. Industry and Mine Automation, 2012, 38(9): 70-74.
- [14] 程健, 王东伟, 杨凌凯, 等. 一种改进的高斯混合模型煤矸石视频检测方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2018, 49(1): 118-123.
- CHENG Jian, WANG Dongwei, YANG Lingkai, et al. An improved gaussian mixture model for coal gangue video detection[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2018, 49(1): 118-123.
- [15] 张元刚, 刘坤, 杨林, 等. 煤炭工业监控大数据平台建设与应用技术[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(3): 75-80.
- ZHANG Yuangang, LIU Kun, YANG Lin, et al. Platform construction and data processing application technology in coal industry monitoring big data[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(3): 75-80.
- [16] 秦翥. 煤料转运过程中的影响因素分析与仿真[J]. 煤炭工程, 2020, 52(1): 133-137.
- QIN Zhu. Analysis and simulation on the influence factors of coal transport process [J]. Coal Engineering, 2020, 52(1): 133-137.
- [17] 郜振国. 煤矿井下运输异物检测关键技术研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2018.
- GAO Zhenguo. Study on key technologies of foreign object detection in the coal mine transportation[D]. Beijing: China University of Mining and Technology (Beijing), 2018.
- [18] 沈宁, 窦东阳, 杨程, 等. 基于机器视觉的煤矸石多工况识别研究[J]. 煤炭工程, 2019, 51(1): 120-125.
- SHEN Ning, DOU Dongyang, YANG Cheng, et al. Research on multi-condition identification of gangue based on machine vision[J]. Coal Engineering, 2019, 51(1): 120-125.
- [19] 何敏, 王培培, 蒋慧慧. 基于 SVM 和纹理的煤和煤矸石自动识别[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(3): 1117-1121.
- HE Min, WANG Peipei, JIANG Huihui. Recognition of coal and stone based on SVM and texture [J]. Computer Engineering and Design, 2012, 33(3): 1117-1121.
- [20] 郭永存, 于中山, 卢熠昌. 基于 PSO 优化 NP-FSVM 的煤矸光电智能分选技术研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(4): 13-19.
- GUO Yongcun, YU Zhongshan, LU Yichang. Research on photoelectric intelligent separation technology of coal and gangue based on NP-FSVM with the PSO algorithm [J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(4): 13-19.
- [21] 鲁恒润, 王卫东, 徐志强, 等. 基于机器视觉的煤矸特征提取与分类研究[J]. 煤炭工程, 2018, 50(8): 137-140.
- LU Hengrun, WANG Weidong, XU Zhiqiang, et al. Extraction and classification of coal and gangue image features based on machine vision [J]. Coal Engineering, 2018, 50(8): 137-140.
- [22] 戚海永. 基于非线性 PSO-BP 神经网络的煤矸分离效果预测[J]. 矿山机械, 2013, 41(7): 99-102.
- QI Haiyong. Prediction of coal and gangue separation effects based on nonlinear PSO-BP neural network [J]. Mining & Processing Equipment, 2013, 41(7): 99-102.
- [23] 程诚, 刘送永. 基于 WPSV 和 BPNN 的煤岩识别方法研究[J]. 煤炭工程, 2018, 50(1): 108-112.
- CHENG Cheng, LIU Songyong. A coal-rock recognition method based on WPSV and BPNN[J]. Coal Engineering, 2018, 50(1): 108-112.
- [24] SU Lingling, CAO Xiangang, MA Hongwei, et al. Research on coal gangue identification by using convolutional neural network [C]//2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference

- (IMCEC), Xian, 2018.
- [25] 赵明辉. 一种煤矸石优化识别方法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(7): 113-116.
- ZHAO Minghui. A coal-gangue optimization identification method [J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(7): 113-116.
- [26] 王鹏, 曹现刚, 夏晶, 等. 基于机器视觉的多机械臂煤矸石分拣机器人系统研究[J]. 工矿自动化, 2019, 45(9): 47-53.
- WANG Peng, CAO Xiangang, XIA Jing, et al. Research on multi-manipulator coal and gangue sorting robot system based on machine vision [J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(9): 47-53.
- [27] 王家臣, 张锦旺, 杨胜利, 等. 多夹矸近水平煤层综放开采顶煤三维放出规律[J]. 煤炭学报, 2015, 40(5): 979-987.
- WANG Jiachen, ZHANG Jinwang, YANG Shengli, et al. 3-d movement law of top-coal in near horizontal coal seam with multi-gangue under caving mining technique [J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(5): 979-987.
- [28] 朱帝杰, 陈忠辉. 综放开采顶煤采出率预测模型的构建与应用[J]. 煤炭学报, 2019, 44(9): 2641-2649.
- ZHU Dijie, CHEN Zhonghui. A model for top coal recovery ratio assessment and its application in longwall top coal caving [J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(9): 2641-2649.
- ~~~~~
- (上接第 42 页)
- [5] 李树刚, 乌日宁, 赵鹏翔, 等. 综采工作面上隅角瓦斯流动活跃区形成机理研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(1): 207-213.
- LI Shugang, WU Rining, ZHAO Pengxiang, et al. Study on formation mechanism of gas flow active area in upper corner of fully-mechanized mining face [J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(1): 207-213.
- [6] 吴兵, 雷柏伟, 华明国, 等. 回采工作面上隅角瓦斯拖管抽采技术参数研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2014, 31(2): 315-321.
- WU Bing, LEI Baiwei, HUA Mingguo, et al. Parameters of gas tube extraction technology in the upper corner of working face [J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2014, 31(2): 315-321.
- [7] 张勇. U 型通风系统在高瓦斯矿井综采工作面瓦斯治理中的应用[J]. 能源技术与管理, 2019, 44(6): 27-28.
- ZHANG Yong. Study and application of U-shaped ventilation system to gas control of fully mechanized face in high gas mines [J]. Energy Technology and Management, 2019, 44(6): 27-28.
- [8] 张道平. 工作面上隅角封堵技术探讨[J]. 水力采煤与管道运输, 2006(4): 50-51.
- ZHANG Daoping. Probe on sealing technology in upper corner of working face [J]. Hydraulic Coal Mining & Pipeline Transportation, 2006(4): 50-51.
- [9] 郑军. 综采工作面上隅角气袋快速充填技术[J]. 煤矿安全, 2018, 49(6): 41-44.
- ZHENG Jun. Technology of airbags quickly filling in upper corner of fully mechanized mining face [J]. Safety in Coal Mines, 2018, 49(6): 41-44.
- [10] 王磊, 谢广祥, 唐永志, 等. 高瓦斯工作面隅角柔性气囊安全封堵研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2015, 11(6): 18-24.
- WANG Lei, XIE Guangxiang, TANG Yongzhi, et al. Study on safe sealing of corner in high gas working face by flexible airbag [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2015, 11(6): 18-24.
- [11] 王举文. 综放面上隅角与回风流瓦斯综合治理技术[J]. 煤矿开采, 2012, 17(1): 89-90.
- WANG Juwen. Methane comprehensive treatment technology of upper-corner and return air in full-mechanized caving mining face [J]. Coal Mining Technology, 2012, 17(1): 89-90.
- [12] 张浪, 范喜生, 蔡昌宣, 等. U 型通风上隅角瓦斯浓度超限治理理论与模拟[J]. 煤炭科学技术, 2013, 41(8): 129-132.
- ZHANG Lang, FAN Xisheng, CAI Changxuan, et al. Theory and simulation on over limit control of gas concentration in upper corner of U type ventilation in underground mine [J]. Coal Science and Technology, 2013, 41(8): 129-132.