井工煤矿AI预警管理系统的模块算法与多场景应用*

马昆[1,2],冯建权[1],冯晓彤[3,4],刘涛[1],杨洋[1],董霁红[3]

(1.国家能源集团宁夏煤业有限责任公司, 宁夏 银川 750002;
2.中国矿业大学 机电工程学院, 江苏 徐州市 221116;
3.中国矿业大学 环境与测绘学院, 江苏 徐州市 221116;
4.矿山生态修复教育部工程研究中心, 江苏 徐州市 221116)

摘要:煤矿AI管理系统模块算法的实现与应用是智慧矿山建设领域的核心问题,促进矿井一体化管控有助于提高矿山智能监测能力。基于矿山智能识别技术构建了三级五层矿山AI管理系统架构,开发了包括综采模块、掘进模块、运输模块、通用模块的矿山AI管理系统算法,形成了软件+服务器智能视觉应用模式。综采模块采用CNN、YOLO-FastestV2和YOLOV3模型实现采煤设备识别、区域目标和支架姿态检测;掘进模块使用YOLO模型识别前探梁支护和人体相关检测;运输模块利用YOLACT模型识别皮带运行状态、异物和大块煤;通用模块通过OpenCV、YOLO和YOLOv4模型实现安全帽、人员行为和环境检测等。其中,YOLACT模型训练预测框的平均精度均值为86.79%,掩膜的平均精度均值为83.58%,均处于较高水平。综采工作面实时展示设备、人员、环境等状态结果;掘进工作面实现危险区域人员入侵、作业工艺异常识别及报警;运输系统实现皮带煤量、大块煤、异物等监测,对目标实时跟踪监视并预警异常行为;通用场景对井下重点区域的不安全行为及时进行报警,实现整个矿区的综合监管。研究成果推动了AI技术与煤矿安全生产深度融合,实现煤矿降人提效的智能化应用场景,对我国煤矿智能化开采具有重要意义。

关键词:井工煤矿;智能管理系统;深度学习;AI识别技术;多场景应用

中图分类号:TD76 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2025)09-0208-17

Module Algorithm and Multi-Scenario Application of AI Early Warning Management System in Underground Coal Mine

MA Kun[1,2], *FENG Jianquan*[1], *FENG Xiaotong*[3,4], *LIU Tao*[1], *YANG Yang*[1], *DONG Jihong*[3]

(1.CHN Energy Ningxia Coal Industry Co., Ltd., Yinchuan, Ningxia 750002, China;
2.School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;
3.School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;
4.Engineering Research Center of Ministry of Education for Mine Ecological Restoration, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

Abstract: The implementation and application of AI management system module algorithms in coal mines is the core issues in the field of smart mine construction. Promoting integrated mine management and control can help improve the intelligent monitoring capabilities of mines. A three-level and five-layer mining AI management system architecture was constructed based on mining intelligent recognition technology, and mining AI management system algorithms including comprehensive mining module, excavation module, transportation module and general module were developed, forming a software+server intelligent visual application mode. The comprehensive mining module adopts CNN, YOLO FastestV2 and YOLOv3 models to achieve coal mining equipment recognition, area target and support posture detection. The excavation module uses the YOLO model to identify the front beam support and human related detection. The transportation module uses the YOLACT model to identify the operation status of the belt, large coal blocks and foreign objects. The general module implements safety helmets, personnel behavior and environmental detection through OpenCV, YOLO and YOLOv4 models. Among them, the mean average precision of YOLACT model training prediction boxes is 86.79%, and the mean average precision of mask is 83.58%, both of which are at a high level. Real-time display of equipment, personnel, environment and other status results in the fully mechanized mining face. The excavation working face can realize the identification and alarm of personnel intrusion in hazardous

* **收稿日期**:2024-11-03
基金项目:国家能源集团宁夏煤业有限责任公司企业项目(〔2023〕016)
作者简介:马昆(1987—),男,宁夏中卫人,博士研究生,高级工程师,主要从事智能开采、机电技术等方面的研究工作。E-mail:xiangyumch@163.com
通信作者:冯晓彤(2000—),女,宁夏吴忠人,博士研究生,主要研究方向为国土空间生态监测。E-mail:ts22160065a31ld@cumt.edu.cn

areas and abnormal operation processes. The transportation system can realize monitoring of coal quantity of belt, large blocks, foreign objects, etc., real-time tracking and monitoring of the target and early warning of abnormal behavior. The general scenario timely alarms the unsafe behavior in the key underground areas to achieve comprehensive supervision of the entire mining area. The research results can promote the deep integration of AI technology and coal mine safety production, realize the intelligent application scenarios of reducing manpower and improving efficiency in coal mines, which is of great significance for the intelligent mining of coal mines in China.

Key words: Underground coal mine, Intelligent management system, Deep learning, AI recognition technology, Multi-scenario application

0 引言

煤炭是我国的主要能源,也是国民经济发展的重要支柱。煤炭在未来较长时段内仍将是我国的主体能源[1],而保证煤炭开采的安全性和高效性,是国家重要的产业政策[2]。随着《新一代人工智能发展规划》《关于加快场景创新以人工智能高水平应用促进经济高质量发展的指导意见》《关于支持建设新一代人工智能示范应用场景的通知》等多项政策的陆续出台,智慧矿山建设越来越受到关注。煤矿智慧矿山关键技术及装备的应用是实现矿山安全发展的重要保障。智慧矿山建设需要将人工智能技术与矿山开采系统进行跨领域深度融合,实现矿山开发全流程智能化运行。当前,煤炭行业生产力发展不平衡问题日益突出,亟需全面深化煤炭行业与人工智能技术的融合,力求在产业链的各个环节实现智能化升级。这不仅有助于推动传统煤炭产业的转型升级,提高矿产资源的开采效率,更是实现煤矿生产安全体系智能化与矿区治理模式创新的关键所在[3]。同时,这也是生产管理层面积极探索和实践人工智能应用模式的重要方向。

安全生产始终占据着煤矿行业的核心地位,矿山智能建设应紧紧围绕煤矿安全开展。随着机器视觉(Computer Vision, CV)技术的发展,基于机器视觉的井工煤矿目标检测分析正成为研究热点[4-5]。赫广杰[6]根据矿区设备实际状况研发了自动化无人值守系统,减少了人力投入,并提升了矿井的自动化水平。田成金[7]基于视频追踪、接力和拼接技术研发了综采智能控制系统,实现了综采工作面设备的智能化运行。ALAYRAC 等[8]提出了一种基于视觉语言模型的异物识别技术架构。然而,当前煤矿仍存在矿井各系统独立运行、人员岗位设置冗余、水文地质条件复杂[9]、井下工作面的围岩应力和煤层变化大、设备控制系统的稳定性差[10]以及各部门信息交流协调不畅[11]等问题,严重制约了煤矿安全生产与绿色开采水平的提升。实现煤炭智能开采和矿井一体化智慧管控是煤炭行业的重大难题。

虽然人工智能涵盖了广泛的技术领域,但考虑到煤矿环境的特殊性,本研究选择以机器视觉为切入点,探索其在提升矿山安全和生产效率方面的潜力。旨在解决当前井工煤矿安全管理中面临的 4 个关键问题:(1)传统人工监管方式效率低下,难以实现对复杂矿井环境的全面、实时监控;(2)井下环境复杂多变,现有的自动化系统难以适应并准确识别潜在安全隐患;(3)多源异构数据(如视频、传感器数据等)的融合分析能力不足,难以形成全面的安全态势感知;(4)缺乏智能化的决策支持系统,无法及时、准确地响应安全事件。

基于此,本文系统解析了矿山 AI 识别技术的内涵与应用场景,总结了矿山 AI 智能识别系统的关键技术,展示了矿山 AI 管理系统不同模块的主要算法理论,并列举了其在矿山的多场景应用。利用智能管理系统对各生产区域进行智能分析管理,可及时发现隐患并进行防治,实现了安全监管从“人防”到“技防”的转变,提升了煤矿的安全管理水平,推动煤矿开采向绿色、安全、高效、智能化发展。

1 矿山 AI 识别技术的内涵及应用场景

1.1 AI 识别技术释义

近年来,大数据、物联网、人工智能等先进技术飞速发展,学者们从不同角度对人工智能(Artificial Intelligence, AI)的释义做了大量研究,但目前尚未形成统一定义。曹承志等[12]将智能技术阐述为:智能技术是一门综合性的边缘科学,它的形成和发展建立在计算机科学、信息学、语言学等多个学科深入研究基础上。中国科学院计算技术研究所智能信息处理重点实验室[13]认为智能技术旨在有效地实现某种预定的目标,依赖于知识作为核心驱动力,并运用各种方法和手段来达到这一目的,该定义强调了智能技术在实现目标过程中的知识导向性和方法手段的多样性。张智海等[14]认为智能技术是利用现有计算过程来解释和模拟人类智能活动的研究。斯

坦福大学曾在发起的“人工智能 100 年”研究项目中指出,人工智能不仅是一种计算机技术,也一门科学[15]。智能识别技术作为 AI 技术的重要分支,聚焦于开发算法和实现自动化的信息处理,包括图像识别技术(Image Recognition Technology, IRT)、自动语音识别(Automatic Speech Recognition, ASR)、视频识别技术(Video Recognition Technology, VRT)和自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)等方面。

传统煤矿安全管理主要依靠人员对现场进行管控,存在效率低、投入成本高、响应速度慢等问题,且对生产环境、设备状况、人员安全隐患和违章行为的处理不精准,无法满足矿山绿色、安全、智能化建设的需求[16]。为提高煤矿生产安全水平,促进煤矿生产安全管理智能化、工作管理现场可视化,加快推动 AI 智能技术与煤矿安全生产协同发展,以 AI 识别技术为核心,辅以先进的机器学习模型和预警系统,通过多角度、多维度、全时域的视频识别分析与统计,实现对煤矿安全隐患和人员违章行为的实时检测。这一技术革新推动了煤炭产业从“人防”到“技防”的转变,显著提升了安全开采水平,为矿工人身安全和企业可持续发展提供了有力保障。

1.2 AI 识别技术在涉煤领域应用现状

煤炭行业从传统煤矿生产方式逐渐转变为智能化生产方式,正处于智能化建设的初级阶段。为顺应新时代经济发展的趋势,确保煤炭资源的高效供给和开采作业的有序进行,在涉煤领域应用智能识别技术已成为行业发展的必然趋势。人工智能技术的应用主要包括以下 4 类。

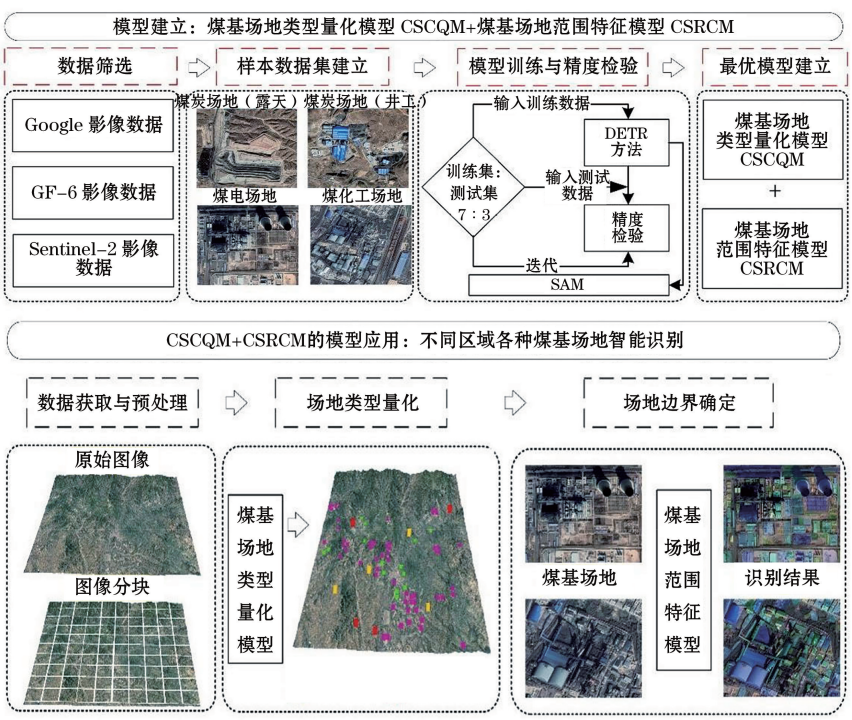
(1) 将人工智能技术中的数据处理方法应用到矿山对象实体或某个生产、管理系统层面。如将人工智能技术与矿山灾害治理相结合,可构建智能水害治理平台[17]、智能瓦斯抽采技术[18]、智能冲击矿压监控技术[19]、智能煤炭场地识别技术[20]等(见图 1(a))。

(2) 将人工智能技术与开采、掘进技术相结合,可构建智能煤岩识别技术[21](见图 1(b))、智能采煤工作面[22]等(见图 1(c))。

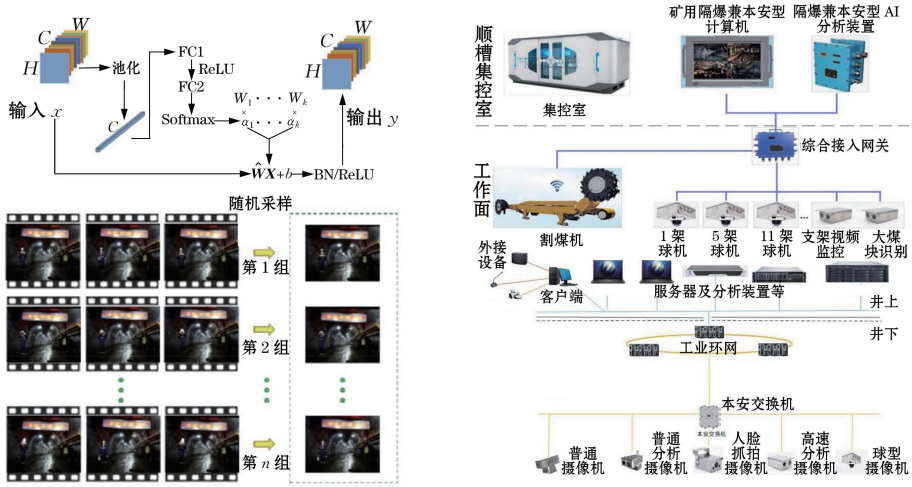
(3) 将人工智能技术与矿山监控系统相结合,可构建智能化钻探监控系统[23]、智能围岩监控系统[24];将人工智能技术应用到通信网络中,可构建智能井下无线传感器网络路由算法[25]。

(4) 此外,还可将人工智能技术与矿区安全管理相结合,构建以矿工动作识别为基础的智能矿工行为管理系统[26]。

上述应用研究主要关注涉煤领域智能识别技术、智能识别算法和矿山管理平台搭建三个层面的应用,有效推动了煤矿智能生产的进步和智能管理水平的提升。



(a) 煤炭场地智能识别



(b) 煤岩智能识别 (c) 智能采煤工作面

图 1 AI 识别技术在涉煤领域的应用现状

Fig.1 The application situation of AI recognition technology in coal-related field

识别技术主要包括目标识别技术、视觉识别技术和声音识别技术。目标识别技术可利用 AI 识别技术精准定量识别煤矿场地的范围、边界、数量等[27];视觉识别通过监控摄像头和图像处理技术,识别矿井内的物体、人员和动态情况;声音识别技术可用于检测矿井中爆炸声、设备故障声等异常声音,及时预警并采取措施。随着深度学习技术的快速发展,基于机器视觉的目标检测与识别技术在单一场景应用中取得了一定突破。主流模型主要包括两类:一是区域卷积神经网络(Region-based Convolutional Neural Network, R-CNN)及其改进版本 Fast R-CNN、Faster R-CNN 等,这类方法在超大规模开放公共数据集上取得了较好的性能表现;二是以 YOLO (You Only Look Once)系列和单次多框检测器(Single Shot MultiBox Detector,SSD)为代表的单阶段目标检测算法[28],该类算法的核心在于将检测目标的空间位置识别转化为回归问题,在采用单一深度学习网络的同时实现目标的精确分类和定位,可显著提高检测效率和准确性。

2 矿山 AI 智能识别系统关键技术

2.1 AI 管理系统架构

矿山管理系统平台以数字化和信息化为基础,针对矿山开采、人员安全、防护保障、技术算法等方面,通过感知识别、自主分析和实时处理等技术,构建矿山 AI 管理系统平台。张瑞新等[29]针对露天矿的运营管理需求,构建了包含五大智慧化系统框架的统一矿业协同平台,系统整合了基础支撑智慧化系统、空间与演化管理智慧化系统、生产技术与工艺管理智慧化系统、信息集成服务管理智慧化系统和产品规划及设计管控智慧化系统,实现了露天矿经营管理的全方位自动化。

本研究提出的煤矿 AI 管理系统是对传统煤矿综合管控平台的智能化升级与补充。以深度学习、神经网络和机器视觉为设计理论,构建一套高效、安全、可靠的矿山 AI 管理系统,主要包括感知层、硬件支撑与传输层、平台层、应用层、展示层 5 个层次。AI 管理系统架构如图 2 所示。

在感知层,传感器和设备(如机器、监测站和采煤机)负责实时数据采集,为上层提供必要的信息支持;硬件支撑和传输层通过 5G/eLTE 提供高效的通信网络,确保实时数据传输,并通过工业网络实现设备之间的有线连接;平台层包括综采面集控系统、视频监控系统、电液控制系统和可编程逻辑控制器(Programmable Logic Controller, PLC)控制系统,共同负责数据的收集、处理与控制,确保各项设备和应用的协同工作,同时大数据平台用于存储和分析大量数据,视觉数据分析平台处理和分析视频数据,算法库支持多种应用场景,AI 计算中心提供强大的计算能力;应用层涵盖综采工作面 AI 智能应用、掘进工作面 AI 识别应用、运输系统 AI 应用、智能辅助运输应用、智能管理通用应用,利用 AI 技术进行实时监测和决策支持;展示层通过智慧矿山系统管理平台大屏提供可视化的监控和管理界面,综合管控平台大屏包括综采模块、掘进模块、运输模块和通用模块。整体架构通过各层的协同工作,实现了智能矿山的高效管理、实时监控和数据分析,显著提升了矿山的安全性和生产效率。

传统平台主要关注数据采集、显示和简单的阈值报警,而 AI 管理系统则专注于数据深度分析和智能决策。具体来说,AI 管理系统感知层除了具有传统的传感器数据,还整合了高清摄像头和智能头盔等新型传感设备,极大地扩展了数据源;传输层采用 5G 和边缘计算技术,实现了大带宽、低延迟的数据传输和预处理;平台层引入深度学习引擎和知识图谱,支持复杂场景的智能分析和推理;应用层开发了一系列基于 AI 的智能应用,如设备异常预测和人员行为分析等;展示层则利用增强现实技术,提供了更直观、交互性更强的可视化界面。AI 管理系统并非与传统平台割裂,而是通过标准化接口实现与传统平台的无缝集成,共同构成了新一代智能矿山管理体系。

平台层是整个 AI 管理系统架构的核心部分,负责整合和管理各类数据与控制系统,以确保矿山的高效运营和安全管理。该层主要包括综采面集控系统、视频监控系统、电液控制系统和 PLC 控制系统。综采面集控系统负责对矿山各项操作进行集中监控和管理,整合来自不同设备和系统的数据,提供实时状态更新与决策支持;视频监控系统用于实时监控矿山的安全状况,收集视频数据并进行分析,以确保及时发现和处理安全隐患;电液控制系统则管理矿山设备的电液控制,确保设备正常运行和操作精度,提高生产效率;PLC 控制系统通过可编程逻辑控制器实现对矿山设备的自动化控制,提高操作的灵活性和响应速度。通过这些控制系统的协同工作,平台层能够实现数据的实时收集、处理与分析,为上层应用提供稳定可靠的数据基础,其在智能矿山的运营中扮演着数据整合和控制管理的关键角色。同时,大数据平台负责存储和分析来自各系统和传感器的海量数据,主要包括以下功能:(1)设备数据管理,收集和存储来自各种设备的运行数据;(2)数据挖掘与清洗,对原始数据进行预处理,去除噪声和异常值;(3)数据治理与分析,使用高级分析技术如机器学习算法,从数据中提取有价值的信息;(4)预测性分析,基于历史数据和实时数据,预测可能出现的设备故障或安全隐患。

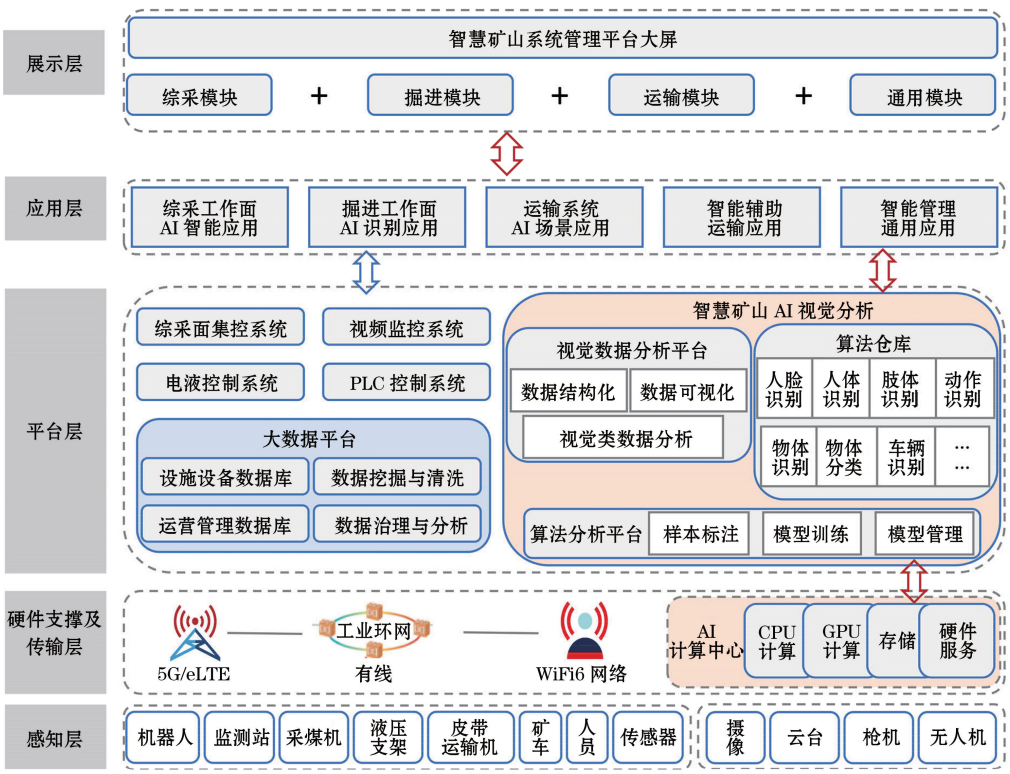


图 2 煤矿 AI 管理系统架构

Fig.2 Architecture of AI management system for coal mines

智能矿山 AI 视觉分析可以处理和分析来自摄像头的实时视频流,基于大数据平台提供的历史数据和背景信息,增强视觉分析的准确性。例如,在检测设备异常时,智能矿山 AI 视觉分析可以识别出设备的异常状态,而大数据平台可以提供该设备的历史运行数据和维护记录,帮助确定异常的严重程度和可能原因。

此外,大数据平台的分析结果可以用来优化智能矿山 AI 视觉分析算法。通过分析大量历史数据,可以发现某些视觉特征与设备故障或安全事故之间存在的潜在关联,从而改进视觉识别模型,提高预警的准确性。

AI 管理系统架构实现了多业务场景下的视觉信息人机交互,有效提升了安全管理监测的效率,并为整个矿山的运营提供了全面的平台展示。为了更精准地赋能煤矿,本研究将面向综采工作面 AI 智能应用、掘进工作面 AI 识别应用、运输系统 AI 应用、智能辅助运输应用、智能管理通用应用,详细介绍具体的数据模型、模块构成和应用场景。

2.2 数据模型与模块构成

煤矿 AI 管理系统中各系统模块与应用层之间的关系如图 3 所示。综采模块聚焦于 AI 智能应用,涉及采煤机状态、液压支护状态和输送机大煤块的监测与识别,旨在实现整体采矿过程的智能化管理。掘进模块则主要负责对设备异常、人员安全隐患及工作状态进行实时监测和识别,确保掘进作业的安全与高效。运输模块涵盖运输系统和智能辅助运输的应用,包括煤流煤量监测、设备位置与状态监控,及时预警潜在的运输安全风险等。通用模块提供智能管理通用场景的应用,关注人员安全、设备异常及作业规范,确保矿山作业的安全与规范。整体来看,煤矿 AI 管理系统通过综采模块、掘进模块、运输模块和通用模块的协同作用,实现了矿山作业的智能化、自动化管理。

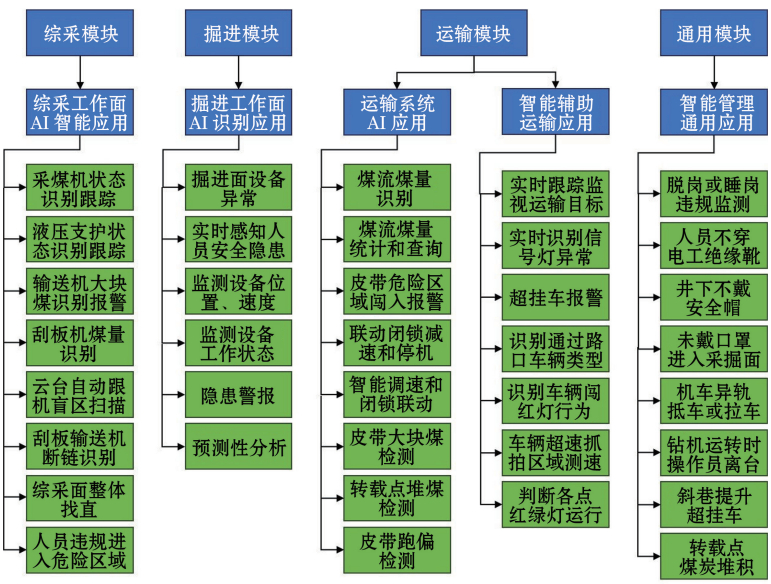


图 3 矿山 AI 管理系统中系统模块与应用层的关系

Fig.3 The relationship between system modules and application layers in the AI management system for coal mines

在综采工作面、掘进工作面、运输系统和通用场景中,通过视频流、人员定位数据、设备传感器数据、应力传感器数据、振动传感器数据、激光扫描数据和多种环境传感器数据,煤矿 AI 管理系统分别采用改进的 YOLOv5、姿态估计算法、YOLO-FastestV2、时序异常检测、改进 YOLO、图像分割算法、行为识别算法、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)、时频分析、YOLACT++(You Only Look At CoefficienTs)、点云处理、人体姿势估计库 OpenPose、自定义时序分析、YOLOv4 和多模态融合算法,实现了对人员行为监管、设备状态监测、前探梁支护监测、人员安全监测、皮带监测、堆煤检测、大块煤检测、人员跌倒识别和环境安全监测等功能模块的全面监控和管理(见表 1)。

表 1 煤矿 AI 管理系统场景、模块和算法对应关系

Table 1 Correspondence between scenarios, modules and algorithms in the AI management system for coal mines

场景	功能模块	数据模型	算法
综采工作面	人员行为监管	视频流、人员定位数据	改进 YOLOv5、姿态估计算法
	设备状态监测	视频流、设备传感器数据	YOLO-FastestV2、时序异常检测
掘进工作面	前探梁支护监测	视频流、应力传感器数据	改进 YOLO、图像分割算法
	人员安全监测	视频流、人员定位数据	改进 YOLO、行为识别算法

续表

场景	功能模块	数据模型	算法
运输系统	皮带监测	视频流、振动传感器数据	CNN、时频分析
	堆煤检测	视频流、激光扫描数据	YOLACT++、点云处理
	大块煤检测	视频流	改进 YOLOv5
通用场景	人员跌倒识别	视频流	OpenPose、自定义时序分析
	环境安全监测	视频流、多种环境传感器数据	YOLOv4、多模态融合算法

2.3 井工煤矿管理系统

本研究构建了基于 AI 识别技术的井工煤矿 AI 管理系统,管理系统架构自下而上包括业务场景层、煤矿管理层和集团管理层。井下集控中心配置边缘计算服务器,通过调用标准算法仓中的海量算法,可根据业务场景定制专用算法,实时获取并解析煤矿井下的摄像数据。定制算法具有低延时特点,能提高数据的实时性和准确性。各煤矿均设有智能矿山子平台,业务场景层中实时解析的数据通过工业环网接入子平台,子平台服务器内置多种算法模型,能够对井上/下工作面等场景提供算力支持,并对各煤矿的数据进行统计和管理。煤矿集团总部通过矿山综合管控平台实时监管各矿山子平台,汇总数据并进行数据管理、分析及大屏展示。该平台具备监督煤矿的功能,能够根据当前带宽情况进行适配,确保所有视频的实时监控,并可根据需要进行调用。AI 管理系统架构全面优化了煤矿的智能化管理,提升了安全管理水平,并为煤矿运营提供了更加科学、高效的支持。

3 煤矿 AI 管理系统平台层模块算法

视觉分析技术在煤矿 AI 管理系统架构中扮演着至关重要的角色。由于煤矿环境的复杂性和危险性,视觉分析技术能够提供非接触式、实时的监测和分析,这对于提高煤矿安全性和生产效率具有独特优势。因此,本文将重点讨论基于 AI 视觉的算法及其应用场景。需要注意的是,这些视觉分析技术并非孤立运作,而是与大数据分析、物联网等其他技术紧密协作,共同构成了全面的智能管理系统。

3.1 传统算法

传统检测方法大致可以分为实例检测与类别检测两类。传统实例检测算法通过从收集到的目标实例提取同类特征并将其整合为模板,然后利用模板在图像中进行匹配和检测。传统类别检测算法则通过设计特定的特征,再利用特征分类器检测和机器学习算法检测,由于特征需要人工设定,限制了多类目标检测的能力。经典类别检测方法有 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)方法[30]、AdaBoost(Adaptive Boosting)方法[31]等。SIFT 方法具有以下优点:特征点是图像的局部特征,在图像进行旋转和缩放后特征点保持不变;在场景光线发生明暗变化或者传感器视角改变时,特征点能保持一定的稳定性;即使场景中仅存在少量物体也可以检测出大量特征,在进行快速准确的匹配时能减少噪声的干扰。

AdaBoost 方法是一种基于 Boosting 的机器学习方法,通过迭代调整样本权重来优化模型性能。在初始阶段,AdaBoost 对所有样本赋予相同的权重;然后,在每次迭代中,AdaBoost 会自动调整训练数据的权重,增加上一个分类器中错误的分类样本的权重,使得后续分类器能够更多地关注这些难以分类的样本。通过这种方式,AdaBoost 能够逐步提高模型的整体分类能力。

3.2 基于深度学习的检测方法

深度学习由机器学习发展而来,其目的是使计算机向人工智能方向发展,深度学习的多层次神经网络可以实现对复杂异构数据的特征学习和表征学习,基于深度学习的图像识别方法中,主要利用卷积神经网络进行图像分类。现有基于深度学习的目标检测方法按照检测过程可分为基于候选区域的目标检测方法[31]和基于回归的单阶段目标检测方法[32]。

基于候选区域的目标检测方法,首先获得感兴趣的候选区域,然后对候选区域进行目标分类。这类方法以 R-CNN 方法为代表,R-CNN 选择性搜索过程如图 4 所示。

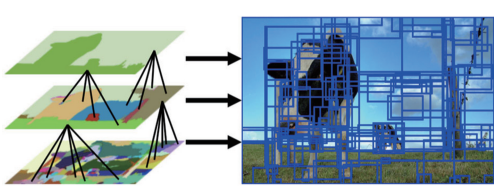


图 4 R-CNN 选择性搜索过程

Fig.4 The process of R-CNN selective search

CNN 是一类前反馈神经网络,因其具有权值共享、全局-局部连接和升/降采样等特点,最早被应

用于图像处理领域。2012 年以来,深度学习极大推动了图像处理领域研究的发展,CNN 通过从大量样本数据中自动学习,显著提高了图像数据处理的效率。因此,CNN 在图像分类和目标检测等领域得到了广泛应用。

基于回归的单阶段目标检测算法又被称为 one-stage 类检测方法,以 Faster R-CNN 算法和 YOLO 系列算法为代表。Faster R-CNN 主要依赖区域生成机制执行物体检测任务。而 YOLO 系列算法将物体检测问题转化为回归问题,通过对图像进行一次性全局扫描,直接在多个尺度和位置上预测边界框及其对应的类别概率,实现边界框和类概率的空间分离,从而提高检测速度和准确性。

3.3 煤矿 AI 管理系统算法

煤矿 AI 管理系统可分为综采模块、掘进模块、运输模块、通用模块,系统中的算法选择充分考虑了各个模块的具体应用场景和需求。各模块具体算法见表 2。

(1) 综采模块。通过结合二维卷积神经网络(2DCNN)和三维卷积神经网络(3DCNN),能够同时处理静态和动态特征,提高采煤设备识别的准确性;采用 YOLO-FastestV2 和 YOLOv3 进行采煤设备检测和支架姿态识别,在保证实时性的同时兼顾检测精度。

(2) 掘进模块。采用 YOLO 系列算法实现前探梁支护检测和人体相关检测,充分发挥 YOLO 系列算法在复杂场景中的通用性和高效性。

(3) 运输模块。根据不同任务特点选择多样化算法:需要精细特征提取的皮带跑偏及煤量检测使用 CNN 算法;最小距离分类法适用于资源受限环境下的皮带异物检测,可降低计算复杂度;YOLACT 实现堆煤的实时实例分割,可满足高精度和实时性的双重需求;YOLOv5 则在检测速度和准确性上取得了平衡,提升了大块煤检测的效率。

(4) 通用模块。人员跌倒检测创新性地结合了 AI 单帧姿态和多帧动作分析,提高了检测的可靠性;环境检测采用 YOLOv4 以获得更高的检测精度,确保安全监控的准确性。

这种多元化的算法选择不仅反映了系统在实时性、准确性和计算效率之间的平衡,也展现了针对矿井特殊环境的算法优化和创新应用能力。通过选择这些适应性强、效率高、覆盖面广的算法,系统能够有效应对复杂多变的矿井环境,满足不同任务的要求,构建全面、可靠、高效的煤矿 AI 管理系统。

表 2 煤矿 AI 管理系统模块算法及功能

Table 2 Module algorithms and functions of the AI management system for coal mines

模块	功能	算法	功能/特点
综采模块	采煤设备识别	2DCNN、3DCNN	在采煤设备识别过程中,冗余的背景信息常常引发识别精度的下降,设计了一种既适配边缘计算设备又具备轻量级特性的行为识别算法框架。
	采煤设备检测	YOLO-FastestV2	保障检测精度的同时,算法的复杂度更低、速度更快。
	采煤支架互帮板姿态检测	YOLOv3	利用 YOLOv3 对图像进行自上而下的特征提取,利用全连接层整合高维空间信息并完成位姿标签数据的逻辑推断。
掘进模块	掘进机前探梁支护检测	YOLO	YOLO 检测算法原理与采煤设备识别算法相同,但对数据集训练处理的步骤略有不同。
	人体相关检测	YOLO	采用 YOLO 运动目标检测与目标识别算法,检测掘进工人不佩戴安全帽、登高作业、不系安全绳、未佩戴防砸背心等违规行为。
运输模块	皮带跑偏及煤量检测	CNN	实时监控皮带输送机的跑偏和煤炭输送量,以保证运行安全和效率。
	皮带或转载点堆煤检测	YOLACT	YOLACT 算法在识别与定位目标物体的同时实现实例分割,为后续堆煤体积计算中边缘检测的准确性提供了依据。
	皮带异物检测	最小距离分类法	将煤炭传送带上的异物检测问题简化为二元分类问题,区分场景为“存在异物”与“无异物”两种情况,设计出专门的二分类算法来实现精确识别。
	皮带或刮板机大块煤检测	YOLOv5	提出了一种改进 YOLOv5 的大块煤识别方法,通过摄像头采集煤矿运输皮带或综采工作面视频图像,并制作数据集。
通用模块	人员跌倒识别	AI 单帧姿态和多帧动作	OpenCV 库函数提取人体宽高比特征值、质心高度。
	环境检测	YOLOv4	利用改进的 YOLOv4 烟火识别模型,使用金字塔卷积 PyConv 替代标准卷积,增强对不同层细节的提取能力,提高了小目标的检测精度。

3.3.1 综采模块

(1) 采煤设备识别算法。

针对煤矿深部复杂环境,引入轻量级行为识别算法框架,有效监测采煤机械与环境状态。该算法在确保鲁棒性的同时大幅降低计算复杂度,满足边缘计算资源限制,实时性较高。采煤设备算法框架如图 5 所示。

该算法主要包括以下步骤:首先,采用轻量级目

标检测算法对RGB图像进行初步扫描,迅速定位采煤机、滚筒、互帮板等关键设备的具体位置;其次,评估关键设备区域的尺寸,以满足识别算法对图像尺寸的特定要求并进行相应调整;再次,将调整尺寸后的设备区域图像输入至精简的识别网络中;最后,识别网络负责综合分析并给出识别结果。轻量级识别技术既包括对静态图像的分析,也涵盖了对视频流数据的处理,以适应不同的实际应用场景。采用轻量2DCNN作为图像的行为识别模型的基础架构,采用轻量3DCNN作为视频行为识别模型的基础架构。为了进一步增强该轻量化模型在特征表达上的能力,引入一种改良型动态卷积核技术,构建更加高效的轻量级CNN体系。

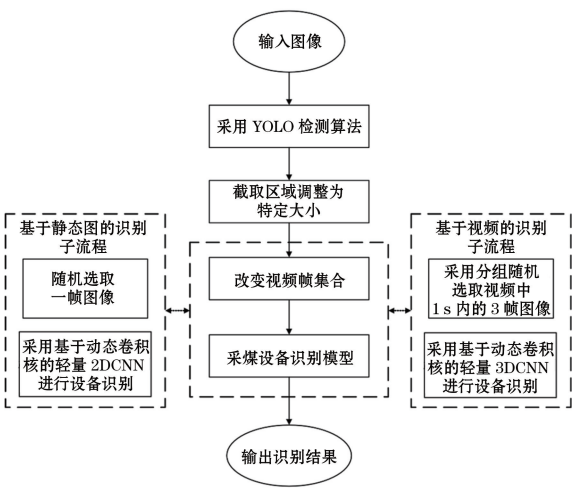


图5 采煤设备识别算法框架

Fig.5 Framework of recognition algorithem for coal mining equipments

(2) 采煤设备检测算法。

采煤设备识别中,采煤机及互帮板的动作是模型关注的重点信息。选择适合边缘设备的轻量型目标检测算法YOLO-FastestV2,以实现设备区域目标检测,可有效提升识别模型的准确率。

对采煤设备区域进行检测时,YOLO-FastestV2算法首先将输入的图像划分为$S\times S$个相同大小的网格。如果某个设备区域的中心坐标落在某一网格内,则由该网格负责的N个先验框来实现该设备区域的检测。以先验框中与目标交并比区域(Intersection Over Union,IOU)最大的框为正样本,其他框为负样本。IOU计算公式如下:

$$IOU(a,b)=\frac{\mathrm{Area}(a)\cap\mathrm{Area}(b)}{\mathrm{Area}(a)\cup\mathrm{Area}(b)} \tag{1}$$

式中:$\mathrm{Area}(a)$表示预测框A所占的面积大小;$\mathrm{Area}(b)$为真实框B所占的面积大小;$\mathrm{Area}(a)\cap\mathrm{Area}(b)$、$\mathrm{Area}(a)\cup\mathrm{Area}(b)$分别代表$A$区域与$B$区域的交集、并集。$IOU(a,b)$是衡量目标检测算法分类性能的关键指标。

采煤设备检测算法需要精准预测采煤设备的位置,其置信度计算公式如下:

$$\mathrm{Con}f(x)=P(x)\cdot IOU(a,b) \tag{2}$$

式中:$\mathrm{Con}f(x)$为置信度;$P(x)$为检测框是否包含采煤机和互帮板等采煤设备的概率,包含则$P(x)=1$,否则$P(x)=0$。

通过非极大值抑制算法对最终的预测成果进行审查与整理,精简冗余候选框,确定设备区域位置。对选定的边界框进行裁剪,并将其作为边界输入,融入设备的识别模型,以优化系统的监控界面。

(3) 采煤支架互帮板姿态检测算法。

位姿估计本质是一个回归问题,其核心在于对相邻帧图像的信息整合和图像特征提取。利用YOLOv3算法对图像进行关键特征提取,该算法基于多层卷积网络结构,能够逐步从图像中提取不同层级的特征,涵盖了从局部细节到全局场景的丰富信息。通过全连接层整合高维空间特征,对位姿标签数据进行逻辑推断,实现六自由度的位姿向量拟合。该方法充分利用了YOLOv3算法在特征提取方面的实时性和准确性,为图像中的物体检测与定位提供了高效准确的解决方案。YOLOv3算法二值交叉熵损失函数见式(3)。

$$L(\hat{y},y)=-(y\log\hat{y}+(1-y)\log(1-\hat{y})) \tag{3}$$

式中:y为实际的目标类别标签;$\hat{y}$为模型预测的目标类别标签。

3.3.2 掘进模块

(1) 掘进机前探梁支护检测算法。

掘进机前探梁支护检测采用YOLO检测算法,其算法原理与采煤设备识别算法相同,但对数据集训练处理的步骤略有不同。相较于采煤设备,掘进机所处环境更为复杂,施工人员密集,因此,在采煤设备识别算法的基础上加入基于二维伽马函数的井下视频图像增强算法。首先,采用引导滤波技术精确提取图像中的光照分量,在保留图像边缘信息的同时平滑处理光照不均的区域;然后,采用二维伽马函数对光照分量进行非线性调整;最后,运用CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)算法进一步调节图像的对比度,抑制图像局部区域过度增强的噪声,使其在全局范围内

保持较好的视觉效果。结果表明，改进算法能够提高图像的整体质量，有效消除光照不均匀和粉尘干扰的现象。

（2）人体相关检测算法。

采用 YOLO 运动目标检测与目标识别算法，检测掘进工人不佩戴安全帽、登高作业、不系安全绳、未佩戴防砸背心等违规行为。算法实现步骤为：(1) 通过计算方向梯度直方图（Histogram of Oriented Gradient，HOG）提取正负样本的特征，并以此为基础训练支持向量机（Support Vector Machine，SVM）分类器；(2) 在施工通道布置摄像头，监视框与工作人员体型相匹配；(3) 对整个监视框的色相-饱和度-强度（Hue-Saturation-Intensity，HSI）色彩模型中的平均亮度进行图像增强计算；(4) 提取在监视框范围内的待检测目标。

检测流程为：(1) 建立背景单高斯分布模型，其初始参数基于无目标图像的像素值选取；(2) 捕获待检测的图像并将图像的每个像素值与背景模型进行匹配检验，以区分前景与背景；(3) 进行人体 HOG 特征匹配，基于上一步骤中得到的二值图像，提取出包含所有非零像素的矩形区域，将其视为待检测的目标；(4) 计算该区域的 HOG 特征，并将这些特征输入到支持向量机人体分类器中，与预先训练好的人体 HOG 正负样本特征进行比对；(5) 判断目标人体是否佩戴了所需的设备，提取目标人体上半身图像的颜色和 HOG 特征向量，并将其代入已训练好的最优分类函数进行判断，若输出值大于 0，则该人已佩戴安全帽；若输出值小于 0，则该人未佩戴安全帽，并触发相应的预警提示。该人体相关检测算法能够快速准确地识别未佩戴安全帽的人员，提高工作场所的安全性。

3.3.3　运输模块

（1）皮带跑偏及煤量检测算法。

在皮带输送机输煤量和跑偏图像的识别过程中，采取灰度化、中值滤波以及提取感兴趣区域（Region of Interest，ROI）的图像预处理方法，并借助 CNN 进行图像识别。在识别过程中，首先，部署高清防爆摄像机，精确捕捉皮带输送机在多样化时间与复杂环境条件下的视频图像。然后，对图像进行预处理，精确提取出与输煤量和跑偏相关的 ROI 区域。其次，从 ROI 中提取多种情况下（不同的输煤量、不同程度的跑偏、不同的光照条件、不同的运行速度）的图像样本，构建涵盖多种工况的图像数据集。通过筛选 M_1 张图像作为核心训练素材，创建了包含 $7M_1$ 张图像的训练数据集。进一步地，为了验证模型的实用性和准确性，从两个关键参数中选取 M_2 张未参与训练的图像形成包含 $2M_2$ 张图像的测试数据集，用于评估 CNN 模型在实际应用中的性能。最后，根据测试结果优化 CNN 模型，提高输送带跑偏及煤炭运量检测精度。

（2）皮带或刮板机大煤块检测算法。

由于大块煤可能对皮带运输设备造成损坏，本文提出了一种基于 YOLOv5 算法的大块煤检测算法，通过摄像头采集煤矿运输皮带或综采工作面图像构建数据集。基于 YOLOv5 的大块煤检测算法结构如图 6 所示。

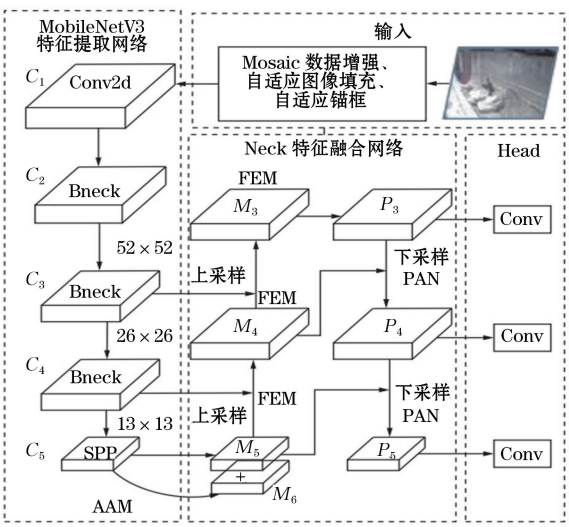


图 6　基于 YOLOv5 的大块煤检测算法结构

Fig.6　Structure of large coal block detection algorithm based on YOLOv5

针对煤块多尺度检测需求，对 YOLOv5 中的特征金字塔网络进行改进，提出了自适应特征金字塔网络。在保持原始 YOLOv5 实时性的基础上，通过引处自适应注意力模块（Adaptive Attention Module，AAM）和特征增强模块（Feature Enhancement Module，FEM），显著提升了模型对煤块多尺度目标的检测性能。AAM 模块通过减少高层特征图中上下文信息在传递过程中丢失的概率，动态调整不同尺度特征之间的注意力权重，使模型能够更准确地聚焦于煤块目标的特征。FEM 则通过对特征图进行精细化处理，增强了特征金字塔的表示能力，提高了模型在处理复杂场景时的准确性和稳定性。

（3）皮带或转载点堆煤检测算法。

不同于基于传统 YOLO 的皮带堆煤检测算法，

YOLACT 神经网络模型通过实例分割技术对目标物体进行精确识别与定位,显著增强了堆煤体积计算过程中边缘提取精度,有助于提高后期堆煤体积测量精度。YOLACT 是一种实时实例分割网络,其结构主要包括前端网络、掩膜(mask)原型产生网络和预测输出网络。

前端网络骨架采用 ResNet-53,结合 FPN(Feature Pyramid Networks)自底向上金字塔结构,增强了多尺度特征的提取能力。mask 原型产生网络,采用全卷积神经网络生成 k 个通道的原型 mask,这些原型 mask 随后在预测输出网络与预测系数相结合,生成最终的分割结果。与 Mask R-CNN(Mask Region-based Convolutional Neural Network)相比,YOLACT 的设计更为简洁高效,能够在保持较高检测精度的同时实现实时预测,尤其在预测堆煤图像时,其高效的架构使得分割结果更为精准和快速。

YOACT 检测算法通过多层次特征融合机制,实现了从全局到局部的精细化分割效果,在复杂场景下具有较强的适应能力。基于深度学习目标检测算法架构,YOLACT 算法在处理预测框时不仅能够提供标准的定位坐标,还会输出每个类别的置信度,并在此基础上进一步引入 k 个 mask 系数的概念。验证集测试结果显示:YOLACT 算法预测框的平均精度均值为 86.79%,mask 的平均精度均值为 83.58%,均处于较高水平。

(4) 皮带异物检测算法。

在煤炭输送过程中,确保皮带运输系统的安全运行至关重要,准确识别输煤皮带异物是保障生产安全和提升效率的关键环节。皮带异物检测流程如图 7 所示。本研究将异物检测问题视为一个典型的二元分类问题,即判断输煤皮带上是否存在异物。针对这一任务,采用贝叶斯最小距离分类算法,其统计学原理是通过计算待分类对象与各已知类别中心点的距离,进而确定对象所属类别的方法。该算法通过测量待分类对象与不同类别中心点之间的欧氏距离,并将待分类对象归入距离最近的类别,可有效解决正常与异常样本数量不均衡的情况。此方法的引入,不仅提高了识别效率,而且增强了输煤系统的安全性。同时,结合 PCA(Principal Component Analysis)算法进行特征优化,该算法通过精确控制噪声与异物的特征边界,在有效抑制背景噪声的同时,最大程度地保留了关键异物的特征信息。

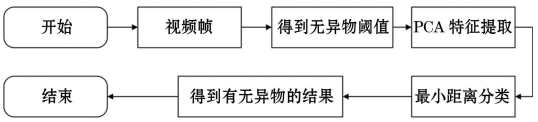


图 7 皮带异物检测算法流程

Fig.7 The process of foreign objects detection algorithm for belts

3.3.4 通用模块

(1) 人员跌倒识别算法。

采用 AI 单帧姿态和多帧动作,结合宽高比和质心高度等指标判断人员是否跌倒。利用 OpenCV 库函数提取人体宽高比和质心高度特征值,当人体跌倒时,宽度大于高度;反之,当人体步行或者站立时,宽度小于高度。然而,当人体做出类似跌倒行为(如下蹲、弯腰动作)时,仅使用宽高比存在误判风险。因此,引入质心高度作为辅助判据,当人体跌倒时,质心高度较小,当人体行走或进行其他行为时,质心高度较大。

(2) 环境检测算法。

YOLOv4 虽然可应用于煤矿井上/下烟火检测,但其检测效果并不理想。由于检测距离较远、视野开阔,烟火目标在视频中显示较小,且受煤矿复杂环境的影响,现有算法漏检误检现象严重。为了提升煤矿井下烟火识别的准确性,提出了一种基于改进 YOLOv4 的烟火识别模型。在模型中引入了金字塔卷积(Pyramidal Convlution, PyConv)以替代传统标准卷积。PyConv 通过构建多尺度卷积核,能够增强模型在不同层级上对细节特征的提取能力,进而增大局部感受野,并特别增强了小目标的特征描述能力。这种改进有效提高了模型对小目标的检测精度,使得烟火识别模型在煤矿井下等复杂环境中具有更高的准确性。综上所述,煤矿 AI 管理系统实现了对采煤、掘进、运输等关键环节的智能化管理。

4 煤矿 AI 管理系统多场景应用

煤矿井上/下场景化 AI 智能解决方案采用端边云架构,可根据实际业务需求灵活配置。该方案支持软件+服务器模式,也可根据具体业务场景需求分类分级增加相应的边缘计算设备,实现井上井下多种场景灵活应用,系统既可融合实施也可独立部署。具体实施途径为:在煤矿机房部署智慧矿山平台,服务器内置包括井上智慧矿区、井下综采/综

掘工作面、皮带运输、通风、排水、安全保障等场景的多种算法模型,实现算力计算、各煤矿的数据统计、综合管理等功能。其中,井上、井下摄像仪直接接入平台进行智能解析。服务器通过 API 接口输出报警信息,控制现场的声光报警装置,实现对作业人员的快速预警。同时,系统会记录报警信息,通过弹窗提示显示在应急中心大屏,确保井上、井下人员及时响应。

4.1 综采工作面 AI 智能应用场景

基于智能识别技术,可实现综采工作面的全面监测,并实时跟踪智能监控设备的运行状况。系统通过云台摄像机提取实时监控画面,利用后台算法对图像信息进行实时分析,分析结果被及时推送给煤矿管理层和集团管理层。基于这些信息,管理层可以快速调配人员进行现场应对,从而有效处理潜在问题或紧急情况。

综采工作面 AI 智能识别应用场景见表 3,其主要包括:(1) 综采工作面视频图像可视化,实现采煤机的 1 080 P 高清图像实时监控;(2) 识别采煤机滚筒与支护的距离,当距离超过设定值时将自动触发预警;(3) 监控液压支架的展开与收起状态,当发现异常时系统将联动控制采煤机停车;(4) 在工作面的特定区域识别并预警人员进入行为,对进入指定危险区域(刮板输送机内、液压支架架前区域、刮板输送机机头和机尾附近等)的人员进行识别,发出语音提醒并停止刮板输送机的运行;(5) 对煤块在转载点的堆积状态进行实时监测与识别;(6) 可自主设定大块煤尺寸,对刮板输送机内的大块煤进行智能识别;(7) 刮板输送机断链、拉斜的识别报警功能等。

表 3 综采工作面 AI 智能应用场景

Table 3 AI intelligence application scenarios for the fully mechanized mining face

应用场景	算法说明
采煤机状态识别及跟踪	实时监测采煤机前后滚筒位置、滚筒高度、运动方向、开机/停机状态。
液压支架状态识别及跟踪	监测工作面护帮板打开/关闭,片帮状态。
刮板输送机大块煤识别及预警	监测刮板机是否处在正常运行状态。
刮板机煤量识别	监测刮板机煤量,如出现超阈值情况自动预警。
多云台自动跟机和盲区扫描	实现综采面多个摄像仪在智能分析过程中的联动,交叉覆盖盲区。
刮板输送机断链、拉斜识别及预警	监测刮板机圆环链是否处在正常运行状态。
综采面整体找直识别	利用已有识别算法解析液压支架推杆的偏移量,并将此数据发送给集控系统,由集控和电液控实现对推杆偏移量的纠偏和控制,最终实现综采面找直。
人员违规进入危险区域识别及预警	视频分析算法功能确定采煤机位置,系统根据采煤机机身位置定义采煤机机身及前后滚筒 5 m 范围内(或按照一定数量液压支架宽度定义)为危险区域。实时解析综采工作面人员位置、人员数量和进入危险区域的情况,并将此预警推送指挥中心,并同时通过声光报警系统实时通知现场,提示人员离开。
综采工作面回风隅角传感器智能监测识别及预警	对甲烷传感器的识别主要是使用模型匹配技术,对甲烷传感器位置识别使用比例计算、相对大小计算、锚定物比较、三维重建等算法技术。一旦出现未检测到甲烷传感器,以及传感器悬挂位置不正确的情况,立即发出预警信息。

4.2 掘进工作面 AI 识别应用场景

掘进工作面 AI 识别应用是煤矿智能化建设的重要组成部分,深度结合煤矿人-机-环特殊工况条件及边缘计算需求,利用煤矿 AI 管理系统,智能识别、监管掘进面设备异常,实时感知人员安全隐患。在掘进面设备异常检测中,采用 AI 视频识别技术监测设备位置、移动速度、工作状态等关键参数。当发现如设备振动异常、温度过高等可能引起安全隐患的异常状况时,系统将发出警报,提醒操作人员及时采取应对措施。通过综合分析历史数据和实时数据,运用预测性算法预估设备可能出现的故障类型和大致的时间范围。这些预测性分析可为操作人员提供参考信息,协助相关人员更好地规划设备维护和更换工作,有效避免因设备突发故障而导致的生产中断或安全事故。

在掘进面人员安全隐患检测中,煤矿 AI 管理系统能够监测掘进头前探梁的安装情况、掘进头的敲帮问顶操作以及掘进面危险区域人员的入侵行为。识别人员的违规操作和违章行为,通过抓拍和预警机制及时反馈作业过程中的安全隐患。

(1) 掘进头前探梁的安装情况监测。煤矿 AI 管理系统通过高清摄像头实时捕捉掘进头前探梁的安装画面,准确识别前探梁的安装位置、角度以及连接是否牢固。一旦发现前探梁安装不符合规范或存在安全隐患,如安装位置偏移、连接松动等,系统将立即发出预警信号,预警信息包括异常位置、异常类型及建议的纠正措施,通过显示屏或移动设备实时推送给现场操作人员和管理层。系统自动记录每次

前探梁的安装情况,包括安装时间、操作人员、安装结果等信息。通过数据分析,可以评估操作人员的技能水平,发现安装过程中的常见问题,为后续的培训和改进提供依据。

(2) 掘进头的敲帮问顶操作监测。煤矿 AI 管理系统通过摄像头捕捉掘进头的敲帮问顶操作画面,识别操作人员的动作(如敲击力度、敲击频率、敲击位置等)是否符合规范。一旦发现操作人员存在违规操作,如敲击力度过大、敲击位置不准确等,系统将立即发出预警信号,预警信息包括违规操作类型、违规时间及建议的纠正措施,帮助操作人员及时调整操作方式,避免安全隐患。系统还能根据敲击后的地质反馈,如岩石松动情况、顶板稳定性等来评估敲帮问顶操作的效果。通过数据分析,可以优化敲帮问顶的操作策略,提高作业效率和安全性。

(3) 掘进面危险区域人员的入侵行为监测。煤矿 AI 管理系统根据掘进面的地质条件和作业需求,自动划定危险区域,通过摄像头和传感器实时监测危险区域内人员的活动情况。一旦发现有人员未经许可进入危险区域,系统将立即发出预警信号。预警信息包括入侵人员身份、入侵时间以及危险区域的具体位置,帮助管理层迅速采取应对措施,确保人员安全。在紧急情况下,系统能够自动联动掘进面的紧急停机按钮、声光报警器等安全设备,确保人员能够迅速撤离危险区域。同时,系统将紧急情况实时推送给管理层,及时启动应急预案,减少事故损失。

煤矿 AI 管理系统掘进工作面具体应用场景如图 8 所示。利用煤矿 AI 管理系统对掘进工作面进行监测,提升了矿山开采的安全性,有效保障了作业人员的生命安全。

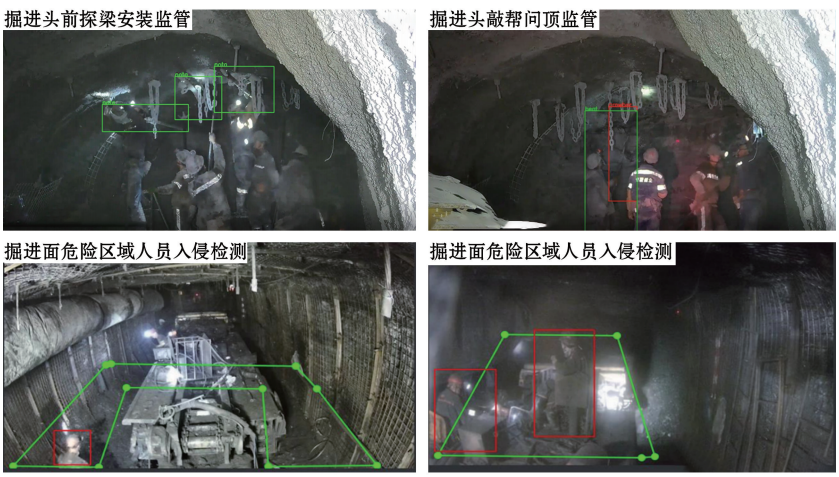


图 8 煤矿 AI 管理系统掘进工作面应用场景

Fig.8 Application scenarios of the AI management system for coal mines in excavation working face

4.3 运输系统 AI 应用场景

运输系统是煤矿生产的核心环节,其稳定运行对矿区的生产安全至关重要。实际作业中,运输环节易面临异物卡堵、皮带撕裂以及人员违规入侵等潜在风险,影响生产效率并可能引发安全隐患。

AI 智能感知系统具有多种功能模块:(1) 煤流煤量识别、统计和查询功能,利用高精度传感器与 AI 算法,系统能实时、准确地识别煤流煤量,提供统计报告并支持历史数据的快速查询,为生产调度与成本控制提供科学依据;(2) 皮带危险区域闯入报警、联动闭锁减速和停机等功能,系统通过摄像头与传感器网络,实时监测皮带运输线上的危险区域,一旦发现有人员或异物闯入,立即触发报警机制,同时联动执行减速、停机等安全措施,有效避免安全事故的发生;(3) 配合主煤流运输控制系统实现集中控制、煤量实时识别、智能调速和闭锁联动功能,实现集中化、智能化的控制管理,系统能根据煤量实时变化,自动调节皮带速度,优化运输效率,并通过闭锁联动机制,确保各环节协同作业,提高运输系统整体稳定性与安全性;(4) 皮带大块煤与异物智能检测与处理功能,可进行大块煤尺寸分级、实时检测并抓拍、皮带异物检测,可实时抓拍皮带上的异物,并根据危害大小发出相应报警信号或联锁停止相关设备;(5) 全面故障检测与应急响应功能,检测转载点堆煤、皮带跑偏、皮带纵撕、皮带表面损伤、驱动轴超温、巷道烟雾发火等情况,自动报警并抓拍取证检测,同时可输出数字输出(DO)信号控制皮带停车;(6) 实时可视化监控与数据分析功能,通过客户端的可视化界面实现皮带速度、温度、全煤流的状态、煤量的实时显示等。运输系统 AI 智能识别应用场景如图 9 所示。

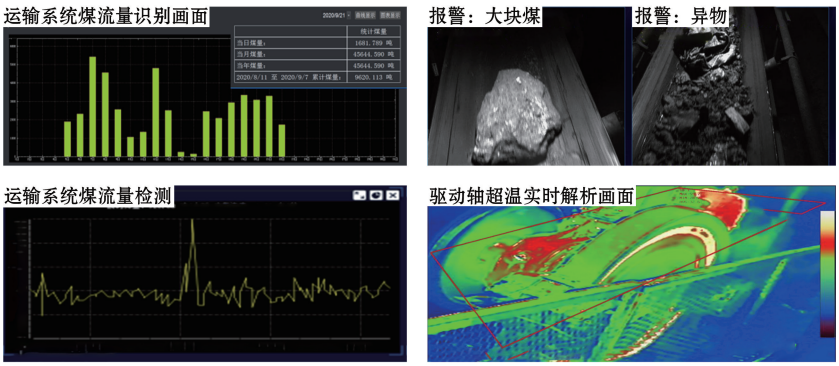


图 9 运输系统 AI 智能识别应用场景

Fig.9 Application scenarios of AI intelligent recognition for transport systems

4.4 智能辅助运输应用场景

利用 AI 智能图像技术与智能视频识别技术，精准识别井下车辆的行驶方向、车辆类型和数量以及行人状态，智能切换井下巷道口红绿灯的状态，使巷道口车辆高效有序通行，实现了井下交通的智能化管理。智能辅助运输系统架构及应用场景如图 10 所示。

智能辅助运输 AI 智能识别应用主要包括以下功能：(1) 实时跟踪监测与轨道运输异常识别，实时跟踪监测矿车、轨道车辆等运输目标，并在上坡、下坡和拐弯点等关键位置，利用高清摄像头与 AI 图像识别技术，精准识别轨道运输的掉轨、掉绳等情况；(2) 井下信号灯状态智能监控与报警，实时捕捉井下信号灯的状态信息，一旦发现信号灯故障、误报等异常情况，立即触发报警机制，确保井下交通指示的准确性与可靠性，保障运输安全；(3) 无极绳与斜巷绞车系统智能管理，对无极绳、斜巷绞车等关键运输系统，自动识别挂车并统计数量，对超挂车进行报警，防止因超载引发的安全事故，同时可优化运输效率；(4) 路口车辆类型识别与智能信号控制，识别通过路口车辆类型，如重载车、载人车、上坡车等，根据重载、载人、上坡车辆优先通过等规则，通过辅助运输监控系统智能控制路口信号灯；(5) 闯红灯行为智能识别与语音提示，通过 AI 算法识别并语音提示行人和车辆的闯红灯行为，同时将违章信息上传至煤矿管理层，为安全管理提供数据支持，提升员工安全意识；(6) 车辆超速抓拍与区域测速功能，在设定的测速区域内，对超速行驶的车辆进行自动抓拍并记录相关数据，为后续的违规处理与安全管理提供依据；(7) 路口出入车数统计与红绿灯运行评估，统计路口出入车数，结合交通流量数据，智能评估各点红绿灯的运行状况，提升运输效率。

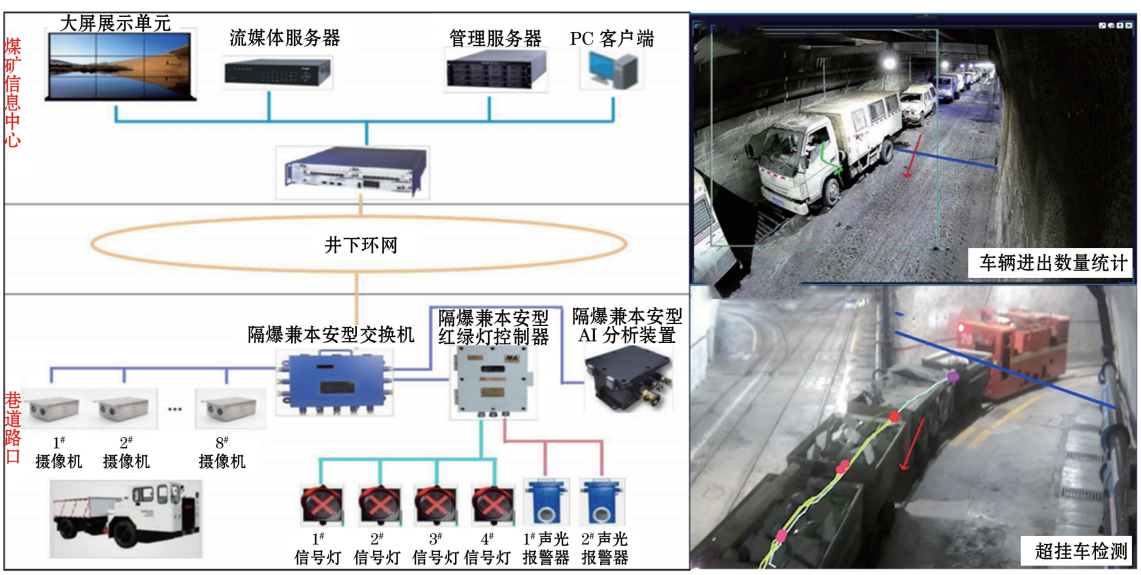


图 10 智能辅助运输系统架构及应用场景

Fig.10 Architecture and application scenarios of the intelligent auxiliary transport system

4.5 智能管理通用应用场景

煤矿 AI 管理系统可应用于电子围栏周界识别、人员行为识别和环境隐患识别,为煤矿的安全生产提供了全面、智能的监控和保障。(1)电子围栏周界识别。在煤矿巷道口、工作面、危险区域等关键位置布置摄像仪,实时采集监控图像和监控视频数据,实现对煤矿生产环境的全面监控。(2)人员行为识别。煤矿 AI 管理系统可识别特殊岗位班中脱岗或睡岗、地面瓦斯抽放站内吸烟等行为;检测井下变电所、地面变电所操作人员是否佩戴绝缘手套、穿电工绝缘靴、佩戴安全帽和口罩进入采掘面;发现向运行皮带上铲煤或杂物,以及没有按时进行主副井验绳等行为;识别变电所内巡检人员是否按计划路线巡检;监控机车异轨抵车或拉车、用机车或矿车顶开风门等危险行为;在钻机钻进和运转过程中,监督操作人员是否跨越、低头钻过钻具或从后方通过,是否离开操作台;在钻杆运行时,识别打钻人员是否站在钻杆的正后方,监测打钻出水时起钻操作的规范性;使用风锤打眼时,识别人员是否从钻杆下方通过。(3)环境隐患识别。识别斜巷提升超挂车、不挂保险绳、不插销(链)等违规行为;监测落煤口或转载点煤炭堆积情况。

5 结论

本文以图像智能识别技术为核心,基于机器学习算法构建了矿山 AI 管理系统架构。采用 YOLO、YOLO-FastestV2、YOLOv3、YOLOv4 等算法,实现了对采掘机械、采面支架互助板姿态、掘进机前探梁支撑状态以及皮带运输系统中的堆煤、异物等目标的识别与检测。通过融合视频数据分析技术,重点研究了煤矿综采工作面、掘进工作面、运输系统、智能辅助运输和智能管理通用等典型场景的应用,得到以下主要结论。

(1) 煤矿 AI 管理系统架构包括感知层、硬件支撑与传输层、平台层、应用层以及展示层,构建了包括业务场景层、煤矿管理层、集团管理层三层级的矿山 AI 智能识别系统。该系统实现了煤矿安全事件的报警—推送—处置—反馈—统计全流程闭环管理,形成了完善的井工煤矿 AI 安全预警管理体系。

(2) 基于深度学习框架,将煤矿生产数据进行多阶段深度优化训练,实践应用煤矿复杂场景并建立定制化综采—掘进—运输—通用模块特征算法模型,通过数据积累与应用场景不断优化算法识别准确度和精度。采用 YOLACT 算法对运输模块中皮带或转载点堆煤进行检测,验证集测试结果显示:预测框的平均精度均值为 86.79%,mask 的平均精度均值为 83.58%,均处于较高水平。

(3) 通过机器视觉技术与智慧矿山井下监控规则的深度融合,实现了对煤矿采煤、掘进、运输、通用等场景视频数据的智能分析。基于 AI 识别技术,系统能够满足煤矿复杂场景下的业务需求;通过机器智能分析+人工辅助校验,实现 AI 自动监管和报警,显著降低了安全事故发生概率;确立软件+服务器智能视觉应用模式,满足井上、井下多种场景的差异化需求。

参考文献(References):

[1] 李全生,刘举庆,李军,等.矿山生态环境数字孪生:内涵、架构与关键技术[J].煤炭学报,2023,48(10):3859-3873.
LI Quansheng, LIU Juqing, LI Jun, et al. Digital twin of mine ecological environment: connotation, framework and key technologies[J]. Journal of China Coal Society,2023,48(10):3859-3873.

[2] 王国法.煤炭安全高效绿色开采技术与装备的创新和发展[J].煤矿开采,2013,18(5):1-5.
WANG Guofa. Innovation and development of safe, efficient and green coal mining technology and equipment[J]. Coal Mining Technology,2013,18(5):1-5.

[3] 刘峰,郭林峰,张建明,等.煤炭工业数字智能绿色三化协同模式与新质生产力建设路径[J].煤炭学报,2024,49(1):1-15.
LIU Feng, GUO Linfeng, ZHANG Jianming, et al. Synergistic mode of digitalization-intelligentization-greeniation of the coal industry and it's path of building new coal productivity[J]. Journal of China Coal Society,2024,49(1):1-15.

[4] 阮顺领,李少博,顾清华,等.基于双向特征融合的露天矿区道路障碍检测[J].煤炭学报,2023,48(3):1425-1438.
RUAN Shunling, LI Shaobo, GU Qinghua, et al. Road obstacle detection in open-pit mines based on bidirectional feature fusion[J]. Journal of China Coal Society,2023,48(3):1425-1438.

[5] 杨洋.AI 智能视频识别分析技术在智能化掘进的研究与应用[J].工矿自动化,2023,49(增刊 1):26-28+46.
YANG Yang. Research and application of AI intelligent video recognition and analysis technology in intelligent excavation[J]. Journal of Mine Automation,2023,49(Suppl. 1):26-28+46.

[6] 赫广杰.华夏煤业自动化无人值守系统设计与应用[J].煤炭技术,2021,40(7):156-158.
HE Guangjie. Design and application of automatic unattended system in Huaxia Coal Mine [J]. Coal Technology,2021,40(7):156-158.

[7] 田成金.可视化远程干预型智能化采煤关键控制技术研究[J].煤炭科学技术,2016,44(7):97-102.

TIAN Chengjin. Study on key control technology of visualized remote interference type intelligent mining[J]. Coal Science and Technology,2016,44(7):97-102.

[8] ALAYRAC J B, DONAHUE J, LUC P, et al. Flamingo: a visual language model for few-shot learning[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35:248476411.

[9] 王红梅,董书宁,王鹏翔,等.复杂地质条件下煤矿地下水监测预警技术[J].西安科技大学学报,2022,42(3):501-511.
WANG Hongmei, DONG Shuning, WANG Pengxiang, et al. Monitoring and early-warning of water disaster in coal mine with complex geological conditions[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology,2022,42(3):501-511.

[10] 王国法,庞义辉,许永祥,等.厚煤层智能绿色高效开采技术与装备研发进展[J].采矿与安全工程学报,2023,40(5):882-893.
WANG Guofa, PANG Yihui, XU Yongxiang, et al. Development of intelligent green and efficient mining technology and equipment for thick coal seam[J]. Journal of Mining & Safety Engineering,2023,40(5):882-893.

[11] 孙延斌,陈宝东,吴涛,等.厚煤层大采高智能化综采工作面关键技术研究与应用[J].煤炭工程,2024,56(1):14-20.
SUN Yanbin, CHEN Baodong, WU Tao, et al. Research and application of key technology for intelligent high-cuttingfully mechanized working face in thick coal seam[J]. Coal Engineering,2024,56(1):14-20.

[12] 曹承志,王楠.智能技术[M].北京:清华大学出版社,2004.
CAO Chengzhi, WANG Nan. Intelligent technology[M]. Beijing: Tsinghua University Press,2004.

[13] 中国科学院计算技术研究所智能信息处理重点实验室.智能科学与人工智能[EB/OL].[2024-04-24]. http://www.intsci.ac.cn/.

[14] 张智海,李冬妮,苏丽颖,等.制造智能技术基础[M].北京:清华大学出版社,2022.
ZHANG Zhihai, LI Dongni, SU Liying, et al. Fundation of Manufacturing Intelligent Technology[M]. Beijing: Tsinghua University Press,2022.

[15] Stanford University. One hundred year study on artificial intelligence (AI100)[EB/OL].[2024-04-30].https://ai100.stanford.edu/.

[16] 陈汉章,王继生,吴浩.大型煤炭企业总部集成监控系统设计[J].工矿自动化,2018,44(12):89-93.
CHEN Hanzhang, WANG Jisheng, WU Hao. Design of integrated monitoring system for large coal enterprise headquarters[J]. Journal of Mine Automation,2018,44(12):89-93.

[17] 靳德武,赵春虎,段建华,等.煤层底板水害三维监测与智能预警系统研究[J].煤炭学报,2020,45(6):2256-2264.
JIN Dewu, ZHAO Chunhu, DUAN Jianhua, et al. Research on 3D monitoring and intelligent early warning system for water hazard of coal seam floor[J]. Journal of China Coal Society,2020,45(6):2256-2264.

[18] 周福宝,刘春,夏同强,等.煤矿瓦斯智能抽采理论与调控策略[J].煤炭学报,2019,44(8):2377-2387.
ZHOU Fubao, LIU Chun, XIA Tongqiang, et al. Intelligent gas extraction and control strategy in coal mine[J]. Journal of China Coal Society,2019,44(8):2377-2387.

[19] 潘俊锋,刘少虹,马文涛,等.深部冲击地压智能防控方法与发展路径[J].工矿自动化,2019,45(8):19-24.
PAN Junfeng, LIU Shaohong, MA Wentao, et al. Intelligent prevention and control method of deep rock burst and its development path[J]. Journal of Mine Automation, 2019,45(8):19-24.

[20] 王立兵,任予鑫,马昆,等.多源数据融合智能识别煤矿山场景特征 AI 模型[J].煤炭学报,2023,48(12):4617-4631.
WANG Libing, REN Yuxin, MA Kun, et al. AI model for intelligent recognition of coal mine scene features through multi-source data fusion[J]. Journal of China Coal Society, 2023,48(12):4617-4631.

[21] 葛世荣,王忠宾,王世博.互联网+采煤机智能化关键技术研究[J].煤炭科学技术,2016,44(7):1-9.
GE Shirong, WANG Zhongbin, WANG Shibo. Study on key technology of internet plus intelligent coal shearer[J]. Coal Science and Technology,2016,44(7):1-9.

[22] 方新秋,梁敏富,李爽,等.智能工作面多参量精准感知与安全决策关键技术[J].煤炭学报,2020,45(1):493-508.
FANG Xinqiu, LIANG Minfu, LI Shuang, et al. Key technologies of multi-parameter accurate perception and security decision in intelligent working face[J]. Journal of China Coal Society,2020,45(1):493-508.

[23] 石智军,李泉新,姚克.煤矿井下智能化定向钻探发展路径与关键技术分析[J].煤炭学报,2020,45(6):2217-2224.
SHI Zhijun, LI Quanxin, YAO Ke. Development path and key technology analysis of intelligent directional drilling in underground coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2020,45(6):2217-2224.

[24] 李化敏,王伸,李东印,等.煤矿采场智能岩层控制原理及方法[J].煤炭学报,2019,44(1):127-140.
LI Huamin, WANG Shen, LI Dongyin, et al. Intelligent ground control at longwall working face[J]. Journal of China Coal Society,2019,44(1):127-140.

[25] 朱永红,丁恩杰,胡延军.PSO 优化的能耗均衡 WSNs 路由算法[J].仪器仪表学报,2015,36(1):78-86.
ZHU Yonghong, DING Enjie, HU Yanjun. Energy balance routing algorithm for WSNs optimized with PSO[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2015,36(1):78-86.

[26] 杨小彬,周世禄,李娜,等.深度学习及其在煤矿安全领域的应用[J].煤矿安全,2019,50(1):253-256.
YANG Xiaobin, ZHOU Shilu, LI Na, et al. Deep learning and its application in coal mine safety[J]. Safety in Coal Mines,2019,50(1):253-256.

[27] 董霁红,王立兵,冯晓彤,等.黄河流域煤炭-煤电-煤化工场地特征精准智能识别方法及应用[J].煤炭学报,2024,49(2):1011-1024.
DONG Jihong, WANG Libing, FENG Xiaotong, et al. Precise intelligent recognition method and application of coal-power-chemical industry sites characteristics in Yellow River Basin[J]. Journal of China Coal Society,2024,49(2):1011-1024.

[28] 南柄飞,王凯,郭志杰,等.煤矿智能开采图像识别技术研究及应用[J].智能矿山,2021,2(3):69-75.
NAN Bingfei, WANG Kai, GUO Zhijie, et al. Research and application of image recognition technology for intelligent mining in coal mine[J]. Journal of Intelligent Mine,2021,2(3):69-75.

[29] 张瑞新,毛善君,赵红泽,等.智慧露天矿山建设基本框架及体系设计[J].煤炭科学技术,2019,47(10):1-23.
ZHANG Ruixin, MAO Shanjun, ZHAO Hongze, et al. Framework and structure design of system construction for intelligent open-pit mine[J]. Coal Science and Technology, 2019,47(10):1-23.

[30] MA Jinfeng, ZHANG Jing, LI Ruonan, et al. Using Bayesian optimization to automate the calibration of complex hydrological models: Framework and application [J]. Environmental Modelling & Software,2022,147:105235.

[31] 石正一,刘朔,夏昊.结合特征信息聚类分区的遥感影像配准方法[J].中国科学院大学学报,2024,41(1):97-106.
SHI Zhengyi, LIU Shuo, XIA Hao. A remote sensing image registration method combining feature information clustering and partitioning [J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences,2024,41(1):97-106.

[32] WENG Qian, HUANG Zhiming, LIN Jiawen, et al. Remote sensing scene classification via multigranularity alternating feature mining[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2022,16:318-330.

[33] 杨锋,丁之桐,邢蒙蒙,等.深度学习的目标检测算法改进综述[J].计算机工程与应用,2023,59(11):1-15.
YANG Feng, DING Zhitong, XING Mengmeng, et al. Review of object detection algorithm improvement in deep learning[J]. Computer Engineering and Applications,2023,59(11):1-15.