

## 深地工程多维信息感知与智能建造的发展与展望

张茹<sup>1,2</sup>, 吕游<sup>1,2</sup>, 张泽天<sup>1,2</sup>, 任利<sup>3</sup>, 谢晶<sup>1,4</sup>, 张安林<sup>1,2</sup>, 严志伟<sup>1,2</sup>, 米欧<sup>1,2</sup>

(1. 四川大学水利水电学院, 四川成都 610065; 2. 四川大学深地工程智能建造与健康运维全国重点实验室, 四川成都 610065; 3. 四川大学深地科学与工程教育部重点实验室, 四川成都 610065; 4. 四川大学山区河流保护与治理全国重点实验室, 四川成都 610065)

**摘要:**随着大数据、云计算、人工智能等数字技术的加速演进, 各领域智能化、信息化、数字化已成为未来的大势所趋。深地工程作为国家重大战略科技问题, 必然面临智能化升级。然而, 深部岩体“三高一扰动”的复杂特征给深地工程智能化转型带来严峻的挑战。为实现深地工程与数字技术的高效融合, 研究基于“感知-传送-解译-分析-决策”的智能化实践路径, 系统回顾了地下工程中智能感知、实时传输、信息解译、数据分析、智能决策等领域的代表性研究进展, 并针对性提出了“多感知、快响应、大数据、优方法、精模型、强平台、易推广”的深地工程智能建造发展方向。研究表明: ① 前沿的深地工程感知技术包括: 光纤传感器、MEMS 传感器、计算机视觉、自动化机器人等, 待数据采集完毕后, 通过兼具配置简单、容错能力强、可移动性好等优点的无线通信协议完成数据的实时响应, 以实现深地工程监测数据的精准感知与实时传输; ② 深地工程原位监测技术获取的数据类型主要包括图像、波、点云等, 对原始数据解译及分析的模型众多, 采用新一代的人工智能技术, 如: 人工神经网络和深度学习技术, 可显著提高解译与分析的效率; ③ 智能决策系统具备高效的学习能力, 能够适应复杂环境下的不确定性, 通过循环自主学习, 以进行决策问题的智能解答。当前, 我国深地工程智能建造的政策与产业体系已基本建立, 大量智能建造系统已应用于实践。基于此, 从智能感知与信息解译、围岩评价及安全评估、围岩控制与动态修复、平台开发及应用推广等4个方面展望了数智化深地工程的发展方向, 进而构建了基于多源信息的深地工程围岩稳定性综合评价与分析系统构想。

**关键词:** 深地工程; 人工智能; 实时响应; 信息解译; 数据分析; 智能决策

**中图分类号:** TU45 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-9993(2024)03-1259-32

## Development and prospect of multidimensional information perception and intelligent construction in deep earth engineering

ZHANG Ru<sup>1,2</sup>, LÜ You<sup>1,2</sup>, ZHANG Zetian<sup>1,2</sup>, REN Li<sup>3</sup>, XIE Jing<sup>1,4</sup>, ZHANG Anlin<sup>1,2</sup>, YAN Zhiwei<sup>1,2</sup>, MI Ou<sup>1,2</sup>

(1. College of Water Resources and Hydropower, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. State Key Laboratory of Intelligent Construction and Healthy Operation and Maintenance of Deep Earth Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 3. MOE Key Laboratory of Deep Earth Science and Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 4. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** With the accelerated evolution of digital technologies such as big data, cloud computing, and artificial intelligence,

收稿日期: 2023-11-03 修回日期: 2023-12-29 责任编辑: 郭晓炜 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2023.1439

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52125402); 四川省自然科学基金资助项目(2022NSFSC0005)

作者简介: 张茹(1976—), 女, 山东德州人, 教授, 博士。E-mail: zhangru@scu.edu.cn

通讯作者: 张泽天(1988—), 男, 河北张家口人, 副教授, 博士。E-mail: zhangzetian@scu.edu.cn

引用格式: 张茹, 吕游, 张泽天, 等. 深地工程多维信息感知与智能建造的发展与展望[J]. 煤炭学报, 2024, 49(3): 1259-1290.

ZHANG Ru, LÜ You, ZHANG Zetian, et al. Development and prospect of multidimensional information perception and intelligent construction in deep earth engineering[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(3): 1259-1290.



移动阅读

gence, the trends of intelligence, informatization, and digitization have become imminent across various domains. Deep earth engineering, as a major strategic scientific and technological issue for the nation, is inevitably poised for intelligent upgrades. However, the complex characteristics of “three highs and one disturbance” in deep rock masses pose some severe challenges to the intelligent transformation of deep earth engineering. In order to achieve an efficient integration of deep earth engineering and digital technology, this study focuses on the intelligent practice path based on “perception, transmission, interpretation, analysis, decision”. The representative research progress in intelligent perception, real-time transmission, information interpretation, data analysis, intelligent decision-making and other fields in underground engineering is systematically reviewed, and the targeted development directions for deep earth engineering intelligent development are proposed, including multi perception, fast response, big data, optimal methods, precise models, strong platforms and easy promotion. Research findings indicate that ① The cutting-edge deep earth engineering perception technologies include fiber optic sensors, MEMS sensors, computer vision, automated robots, etc. After data collection is completed, the real-time response of data is achieved through the wireless communication protocols that combine the advantages of simple configuration, strong fault tolerance, and good mobility, in order to achieve an accurate collection and real-time transmission of deep earth engineering monitoring data. ② Deep earth engineering survey technology yields data types such as images, waves, and point clouds. Numerous models for interpreting and analyzing raw data exist. The application of next-generation artificial intelligence technologies, such as artificial neural networks and deep learning, significantly improves the efficiency of interpretation and analysis. ③ The intelligent decision-making system possesses efficient learning capabilities, adapting to the uncertainty in complex environments through cyclic autonomous learning to provide intelligent solutions for decision-making problems. Currently, China’s policies and industrial systems for the intelligent construction in the deep earth engineering have been essentially established, with a plethora of intelligent construction systems already applied in practical settings. Building upon this foundation, the study envisions the development direction of digital deep earth engineering in four aspects: intelligent collection and information interpretation, surrounding rock evaluation and safety assessment, surrounding rock control and dynamic repair, and platform development and application promotion. Furthermore, a comprehensive evaluation and analysis system for surrounding rock stability of deep earth engineering based on multi-source information is constructed.

**Key words:** deep earth engineering; artificial intelligence; real-time response; information interpretation; data analysis; intelligent decision-making

随着生存用地紧缺、浅部能源枯竭等全球共性问题的日益严峻,向地球深部进军已成为全球各国必须解决的战略科技问题,实现深地空间的立体化利用及深地矿产的一体化开发,可有效保障城市空间的协调性发展与矿产资源的可持续供应<sup>[1]</sup>。因此,开发深部地下空间及其资源已成为中国未来科技发展的战略焦点<sup>[2-3]</sup>。目前,我国深部地下工程建设正酣,矿山开采、水电开发、隧道建设等向地下延伸拓展加速,较为典型的深部地下工程包括:①港珠澳大桥:作为目前世界最长、综合难度最大的跨海通道,其海底沉管隧道全长 6.7 km,最深处在海底 48 m,是世界上最深的海底隧道;②川藏铁路:为目前世界最大的超长隧道群,全线约 100 条隧道,最大埋深 2 100 m,其中超长隧道达近 30 条;③锦屏地下实验室:是目前世界岩石覆盖最深的地下实验室,也是我国首个极深地下实验室,其垂直岩石覆盖达 2 400 m;④万福煤矿:其主井、副井、风井井筒均采用冻结法施工,穿越土层厚度达

754.98 m,冻结深度最深 894 m,冻结钻孔工程量 129 794 m,是目前世界表土层最厚的冻结井筒;⑤华丰煤矿:是目前世界最深的煤矿开拓巷道,巷道已施工至-1 350 m,距离地表高度 1 490 m。而深部工程的不断延伸也将导致岩体赋存环境渐趋复杂,并衍生出特殊地质问题常态化、施作方式多样化、工程管控低效化等诸多工程问题,对深地工程全生命周期的质量、安全等带来多重挑战。具体而言:深部工程岩体的赋存环境具有“三高”的恶劣工程特征(即:高地应力、高地温、高渗压),在热-水-力多场耦合作用下将导致岩体力学性能劣化<sup>[4-5]</sup>,加之外界动力扰动的影响,严重时将诱发诸如岩爆、围岩大变形等区别于浅部工程的极端地质灾害<sup>[6-7]</sup>。由此引发出深地工程的系列热点技术问题,包括:力学性能预测、岩性识别、围岩分级、地质灾害响应、TBM 参数寻优、结构面分析、钻爆超挖、稳定性分析、支护设计等,如图 1 所示。

因此,在全世界向地球深部要资源、要空间、要安

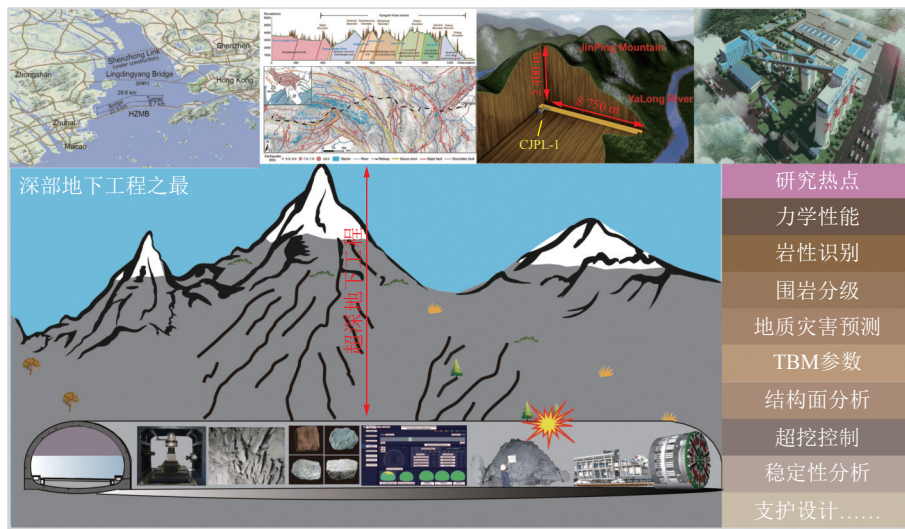


图1 深部地下工程热点问题

Fig.1 Hot topics in deep earth engineering

全的同时,也对各国在深地工程中“不定性、渐进性、非线性”工程行为的智能研究提出更高要求<sup>[8]</sup>。总体来讲:原位多维感知系统可综合原位监测技术以实时、合理、精确地获取深地工程围岩原位的性质及演化特征,主要监测内容包括:变形、应力、温度、声波、岩体结构特征等,并采用无线传输、机器学习、物联网等技术对以上信息进行实时响应、解译、分析,以图准确、合理的解决深地工程在施工、运维阶段中的多元化问题,其能够在施工期间对潜在风险进行实时预警,并确保工程运维阶段对灾害的主动防控,从而实现深地工程智能建造的目的。简言之,深地工程全生命周期智能建造的实现需包括如下环节:① 多维信息智能感知;② 感知结果实时传送;③ 监测信息精准解译;④ 海量数据高效分析;⑤ 全生命周期智能决策。在多耦合场原位环境下形成深部地质信息“感知-传送-解译-分析-决策”的闭环工程管控路径,从而保证深地工程的管理能力。

然而,由于深部岩体赋存于复杂多耦合场环境下,致使工程参数指标多元、各类原位监测技术繁琐等问题涌现。长期以来,科研工作者常采用室内外试验检测、传统分析方法、数值模拟技术等手段以期实现对深地工程中隐蔽性实体未知信息的预测及反馈,但上述传统手段在运行过程中仍存技术瓶颈:① 对场地及试验器材具有较高要求;② 涉及详细的参数与合理的估计;③ 对深地工程复杂问题的过度简化。直接导致系列问题:① 科研所需实测参数更加多元,昂贵且低效的参数监测过程易错过问题解决的“时间窗口”;② 隐蔽施工段落信息难以反馈,易造成安全、质量的“黑洞区”;③ 有限的感知能力难以完全捕捉复杂地质条件下的参数信息,易诱发实体向模型转化的“数

据盲点”;④ 低效、粗糙、理想化的参数估计过程,易造成深地工程建设的“信息疑区”;⑤ 简单的计算方法将导致评价存在模糊状态,且深地工程中多因素具有随机的特征,相互间存在着较复杂的非线性关系,难以采用传统的数学或力学模型加以准确描述,形成“预测受限区”。综上,传统方法无法满足对复杂工况的精确映射,难以保障工程建设中对实时性、保真性的要求,这将导致向更深处进军过程中挑战频发。

随着信息技术及计算机科学等高新技术的高速发展,智能技术已逐步替代传统手段成为推动智慧深地工程发展的重要驱动力<sup>[9]</sup>。未来的智能化深地工程可融合物联网(IoT)、大数据、云计算、人工智能(AI)等技术<sup>[10-15]</sup>,通过IoT传感实时收集及共享多维原位监测数据,并进一步结合大数据、AI及云计算技术进行信息解译与智能决策<sup>[16-17]</sup>。深地工程智能建造系统可模仿人脑的学习方式,以开发可高效分析各输入参数之间复杂关系的预测模型,实现深地工程信息的快速获取和判识,并对深地工程的发展趋势进行实时预测及智能决策,其不仅可以克服在复杂环境下对岩体信息的碎片化、单一化采集,而且智能信息技术的引入可使工程指导、决策减少主观性。深地工程智能建造体系基于多维原位地质信息感知,预测深地工程中复杂的非线性关系,以实现工程实体特征的精确反映,在虚实交互中驱动深地工程实时、动态、精准推进。前人针对深地工程智能建造已有诸多实践,如:WANG等<sup>[18]</sup>利用钻杆传感器采集影响围岩质量的4种钻进指标信息(推进速度、锤击压力、旋转压力、冲击压力),建立以SVM为核心的智能围岩分类模型ICS-SR-DBT;ALLAN等<sup>[19]</sup>基于SVM算法构建岩体分类方法,该方法使用比传统RMR分类法更少的变



量,且在围岩分类实践中得到验证;LI等<sup>[20]</sup>提出了一种TBM掘进的实时调控及智能决策系统。其主要由基于机器学习的岩-机映射模型及开挖效率目标两部分组成,该系统能够提供综合考虑安全及效率的工程决策;WU等<sup>[21]</sup>构建了一种可解释的AI框架,其将基于深度学习(DL)的计算机视觉模型与新奥法隧道施工知识相结合,该框架实现了81.3%的总体分类准确率;LI等<sup>[22]</sup>则引入了以地质和TBM信息感知为基础,以多源海量信息融合平台建设为中心,以TBM智能开挖控制为应用目标的TBM信息化、智能化集成技术应用系统,提出了未来TBM的智能技术框架,包括:信息感知、信息传递、信息融合与智能决策。综上所述,深地工程多维信息感知与智能建造展现出以下优势:①智能感知技术可确保多维信息采集过程中的实时性、可靠性、准确性,同时IoT可通过网络将数据实时传递至数据中心,确保现场数据的及时传达与共享;②AI可在海量数据中提取潜在的关系,挖掘更深层次的信息,表现出相较传统模型更可靠的计算能力,实现原位监测信息的快速解译与精确分析;③智能决策平台表现出强大的决策能力,可实现深地工程全生命周期的动态调控与智能决策。但需指出的是,当下深地工程智能建造尚处于起步阶段,针对多耦合场岩体信息的感知、传送、解译、分析、决策并未得到理想的发展。促进传统深地工程智能转型仍具迫切性。

据此,笔者立足于深地工程多维信息感知与智能建造领域,首先详细梳理了深地工程原位智能监测及实时响应的技术进展,并讨论了深地工程信息解译与数据分析的研究现状,进而围绕深地工程智能决策技术进行了阐述与分析。此外,本研究对深地工程智能建造技术尚存的应用壁垒进行探讨,并从智能感知与信息解译、围岩评价及安全评估、围岩控制与动态修复、平台开发及应用推广等4个方面展望了深地工程智能建造的发展方向,以期为智能化、信息化、数字化深地工程建造的应用方向及发展路径提供新思路。

## 1 深地工程地质智能感知及实时响应

随着深地工程的不断深入,地质赋存环境显现出日益恶劣、复杂的特征,其对工程建造的影响愈发突出,各类技术问题亦接踵而至。在深地工程全生命周期管理过程中,多因素叠加将增大地质灾害发生的可能性,并相应对支护结构提出更具针对性的要求,以上问题无疑急剧增加了对深地工程多维原位智能监测及实时响应技术的需求。目前,深地工程原位监测主要采用传统技术,其效率低、能力弱、传送慢等缺点严重制约深地工程的科学发展,特别是在“三高—扰

动”恶劣地质环境下,传统原位监测技术在多维感知及实时响应方面始终不尽人意,无法迅速反馈“稍纵即逝”的地质信息,难以向更深处发展提供强有效的数据支撑,而新型智能技术的融入可有效弥补传统技术在复杂地质条件下表现的不足。现阶段,IoT已成为实现深地工程地质原位智能监测的关键技术,其主要架构涵括3个层级:感知层、网络层、应用层<sup>[23]</sup>。感知层主要融合传感器、计算机视觉等技术采集数据,网络层则采用有线或无线网络进行数据传输,应用层利用多种机器学习算法进行数据分析处理。本部分主要阐述深地工程全生命周期管理中地质智能监测及实时响应技术的应用进展。

### 1.1 原位监测技术

由于深地工程地质环境的特殊性,其需在全生命周期内采取多元的测试方法,以多方位、多角度的获取岩体在天然状态下所具有的工程特性。深地工程原位监测内容主要包括:围岩结构特征发育指标、赋存地质环境特征、围岩稳定性、工程因素。

其中,围岩结构特征发育指标主要包括:完整岩块强度、围岩结构空间几何形态、围岩结构面自身发育状况等,传统监测手段包括(图2):岩体原位力学检测、数字钻孔摄像、隧道地震波法(TSP)、地质雷达(GPR)等<sup>[24]</sup>;赋存地质环境特征主要包含:地应力、地温、孔隙水压力等,其中,地应力的检测包含:初始地应力及二次应力场。初始应力主要采用水压致裂法进行测量,二次应力场则常采取应力恢复法及套孔应力解除法等,地温场的检测主要通过深层地温传感器测取,孔隙水压力则主要采用钢弦式或应变式孔隙水压力计;围岩稳定性常采用方法包括:微震监测、多点位移计、全站仪监测等;工程扰动常采用的监测方法包括:震动类监测技术、应力类监测技术、电磁类监测技术等<sup>[25]</sup>。当前,传统地质监测技术在深地工程实践中尚存如下问题:①由于传统传感器自身设计特点制约,使其在多耦合场环境下工作性能欠佳,具体表现为:精度较低、寿命偏短、反应迟缓、稳定性差、适应性弱等,难以满足深地工程长期监测的实际需求;②传统监测技术工作周期冗长,滞后的信息响应无法及时指导工程高质量推进,致使施工组织安排“后知后觉”;③监测过程仍依赖人工,远未达到全自动监测的目标,易造成地质信息“因人而异”。近年来,随着新一代数字技术的蓬勃发展,智能感知及实时响应已成为深地工程地质监测智能化转型的重要推动力。

### 1.2 信息智能感知

为加强深地工程智能建造,首要任务是提高传感器的工作性能,通过引入更为行之有效的信息捕捉手

段, 以降低监测成本, 并增强测量的精度和可靠性<sup>[26]</sup>。本部分综述了 4 种新兴的深地工程智能感知技术

(图 3), 包括: 光纤传感器、MEMS 传感器、计算机视觉、自动化机器人等。



图 2 传统原位监测技术

Fig.2 Traditional in-situ monitoring technology



图 3 智能感知技术

Fig.3 Intelligent perceivable technology

### 1.2.1 光纤传感器

光纤传感技术以光为载体, 通过光纤作为传输介质, 实现对外界信号的感知和传输。相较传统感知技术, 其具有优良特点, 包括: 多路复用、抗电磁干扰、信息容量大、传输距离远、物理尺寸小、抗腐蚀、耐高温等。光纤传感器因元件的工作特征不同而分为准分布式光纤传感器及全分布式光纤传感器<sup>[27]</sup>。其中, 光纤光栅传感器是准分布式光纤传感器的一种实现方式, 广泛应用于深地工程中局部部位的监测, 光纤光

栅可以用作应变传感或温度传感, 其工作原理为: 光栅环境的应力、应变等物理量发生改变时, 将导致光栅周期或折射率相应调整, 进而引起反射光波长的变化, 通过测量波长的变动, 可准确获取待测物理量的波动情况<sup>[28]</sup>。近年来, 研究人员倾向于采用光纤光栅传感器获取岩土工程参数, 主要包括: 温度变化、应力/应变场、垂直沉降和侧向挠度等物理参数, 如: NEELLEN 等<sup>[29]</sup>利用嵌入光纤光栅阵列的玻璃纤维增强聚合物锚杆成功监测了隧道的应变场和温度场; XIE 等<sup>[30]</sup>



结合光纤布拉格光栅的传感原理和特性,设计了囊状结构光纤布拉格光栅的钻孔应力计,并将该应力计应用于煤矿工作面开采过程中,实时监测围岩应力。结果表明,该应力计展现出卓越的监测效果;LIANG等<sup>[31]</sup>提出了一种基于光纤布拉格光栅(FBG)传感技术的围岩三维应力监测方法,并根据该监测方法的原理研发了三维应力光纤光栅传感器,该传感器具有良好的线性度和重复性,在地下工程监测领域具有广阔的应用前景;WANG等<sup>[32]</sup>设计了一种将光纤布拉格光栅传感器的封装与等离子体特殊表面处理方法相结合的系统方案。其可使传感器免受损坏的同时,实现部分热隔离,使其在高温环境下(1 000 ℃)依然具备良好的监测性能。上述研究成果证明了光纤光栅传感系统在深地工程监测领域的可行性和可靠性。然而,值得注意的是光纤光栅传感器仅适用于准分布式监测,且串联传感器数量极其有限。与之不同的是,分布式传感技术能够实现深地工程的散点或连续空间监测,为监测系统提供更大的灵活性和覆盖范围。其工作原理是光经光纤进入调制区,在外界地质环境参数的影响下导致光学性质的改变,调制后的光最终送至光探测器、解调器等,以获取监测参数<sup>[33]</sup>。其中,分布式光纤传感解调技术包括:布里渊光时域反射技术(BOTDR)、布里渊光时域分析(BOTDA)、布里渊光频域分析(BOFDA)等<sup>[34]</sup>,如:HISHAM等<sup>[35]</sup>在混凝土高坝施工过程中采用BOTDR技术,用于监测应变和温度,并指出补偿温度的影响对于评估结构性能非常关键;MICHAEL等<sup>[36]</sup>提出了利用高空间分辨率BOTDA技术监测传感器内部纤维的滑移进程。研究发现,在岩土工程监测过程中,必须综合考量传感器滑移特性、纵向刚度与鲁棒性选择等因素,才能够获取合理的监测结果;LIU等<sup>[37]</sup>在煤层底板监测钻孔中布设了电极和分布式光纤,以研究煤层底板在开采过程中的破坏演变。尽管全分布式光纤传感器的工作性能已在诸多实际工程中得到检验,但其仍存在相对脆弱、对环境条件要求较高等缺点,难以在深地强耦合环境下达到最佳监测效果。因此,在后续工程建设及运维过程中,笔者团队建议根据具体工程情况选择最优的传感器和安装方法,并将适用于深地工程的传感器作为研究重点。

### 1.2.2 微机电系统

微机电系统(MEMS)是指将微结构、微换能器和微致动器与信号处理和控制在结合,形成微器件控制电路,其关键尺寸控制在微米至毫米范围内<sup>[38]</sup>。该技术的引入为当前深地工程原位监测所面临的挑战提供了更为先进的解决方案<sup>[39]</sup>。相较于传统传感系统,

MEMS传感器兼备体积小、质量轻、可集成、耐久性强、耗能量低、成本低廉等优点<sup>[40-41]</sup>。现阶段,高精度的MEMS传感器结合无线传感网络(WSNs)技术已被广泛应用于岩体劣化监测、孔隙水压力监测、围岩收敛监测等领域。首先,恶劣的地质环境可能导致岩体内的应力集中超过了其破坏应力,从而引发岩体破裂,对深地工程的安全施工和运营造成威胁。因此,通过MEMS传感器对岩体应力、裂隙等信息进行监测,可实现对深地工程失稳的及时预警。如:MATTEO等<sup>[42]</sup>提出了一种基于MEMS传感器的新型裂纹计,适用于检测裂纹收缩和扩展。该裂纹计分辨率为10 μm、功耗极低,并且支持无线操作;岩体内裂隙扩展必然与应力变化相关,基于此,WANG等<sup>[43]</sup>设计了一种适用于高压范围内岩体应力监测的交叉双腔全硅体结构压力传感器。通过有限元模拟和曲线拟合预测分析得出,相较于全硅体、槽式全硅体等结构压力传感器,所设计的新传感器在灵敏度和非线性误差方面均有显著提高。其次,深地工程岩体具有高孔隙水压力的特点,而高孔隙水压力可能导致工程建设面临突水风险,同时岩体本身的力学特性也会发生劣化<sup>[44]</sup>。因此,相关学者采用MEMS传感器对深地工程孔隙水压力开展研究,如:ABDOUN等<sup>[45]</sup>提出了一种自主传感器阵列,以满足现场实时监测堤坝和其他土方结构的需求;WIDZYK等<sup>[46]</sup>采用MEMS加速度计及磁力计构建了增强型智能网络标记系统,该系统可同时监测露天矿的孔隙压力和地面位移。最后,在深地工程大规模建设过程中,高收敛率将造成严重安全问题。为应对此类挑战,相关学者将MEMS与WSNs相结合,构建了深地工程收敛监测系统,并成功应用于现场实践,如:HUANG等<sup>[47]</sup>将基于MEMS的倾斜传感器、渗漏传感器和裂缝传感器与基于ZigBee的拓扑网络相结合,成功开发了一种智能无线传感系统,并在上海地铁隧道中取得了良好的监测效果。综上,尽管当前的无线技术,如射频、蓝牙、ZigBee等,已广泛应用于MEMS中,基本实现深地工程地质信息的远程、实时、智能监测。但仍存可优化空间,以提升其监测性能并消除工作限制。具体如下:①鉴于深地工程监测任务的复杂性,应进一步开发多功能MEMS传感器,优化监测方案,以提高深地工程的监测能力;②需进一步改进校准、滤波算法、硬件系统等,以提升MEMS传感器的鲁棒性;③需借助先进的制造技术,以提升MEMS传感器的工作性能,使其更适用于深地工程复杂的地质环境;④需开发适用于地球物理及资源勘探的高性能MEMS,例如MEMS磁

强计等;⑤目前MEMS传感器在孔隙水压力监测领域的研究有限,适用于深地工程的监测技术尚需进一步研发;⑥需优化数据传输、远程通信等方面的可靠性,以保障深地工程地质信息的实时感知。

### 1.2.3 计算机视觉

计算机视觉是AI的一个子领域,旨在使计算机系统从图像、视频和点云等数据中获取有意义的工程信息,并基于这些信息提供工程建议和决策。目前,视觉数据的采集技术主要涵盖:传感器、摄像机、激光扫描仪、无人机等,其主要任务包括:图像分类、目标检测、目标跟踪、3D重建、实例分割等。上述任务目前主要依赖机器学习方法完成。计算机视觉技术已较成熟的应用于深地工程监测<sup>[48]</sup>,主要包括:围岩结构面信息提取、岩体裂隙捕捉、产状信息、围岩变形等。在深地工程信息采集过程中,视觉组件获取围岩视觉数据,并基于自行研发的机器学习算法获取所需的工程信息,如:李术才等<sup>[49]</sup>以双目立体摄影为基础,采用测线法,构建了隧道掌子面岩体结构量化体系;LI等<sup>[50]</sup>通过三维激光扫描技术对岩体结构面进行研究,提出了一种基于激光点云技术的临界岩体识别与稳定性分析方法;QIN等<sup>[51]</sup>开发了一种基于激光扫描的岩石隧道节理检测方法,并设计了智能机器人以实现该方法的自动化;SUN等<sup>[52]</sup>借助数字摄影测量技术,提出了控制点的布置、拍摄区域的优化等技术操作标准及要点。该方法可在不干扰隧道施工的情况下,快速准确地获取隧道开挖轮廓线和节理参数;SONG等<sup>[53]</sup>建立了首个以语义分割标注为基础的隧道裂隙数据集,并提出了一种基于计算机视觉中语义分割的隧道裂隙识别算法。该方法将先进的语义分割技术应用于裂隙图像分析,实现了对隧道裂隙位置的精确分割;张浩等<sup>[54]</sup>在已知及未知控制点的两种情况下,利用Cloud Compare软件获得掌子面实体模型。继而采用最小二乘法、近似平行结构面组间距算法获取产状及间距参数。经与实测信息相比,发现误差可控,从而验证了该技术在识别结构面产状信息方面的精确性;LEI等<sup>[55]</sup>提出了一种以无人机技术为依托的视觉检测方法。该方法主要包括:图像预处理算法、裂纹中心点方法、基于支持向量机模型分类器。结果表明,该方法能够准确、快速地实现混凝土结构裂缝的检测;此外,借助先进的三维数字摄影测量系统,可快速对待测岩体进行三维重构。通过计算机开展交互式操作,以达到岩体几何形态参数(如:产状、迹长、断距等)的实时反馈,如:HU等<sup>[56]</sup>提出了一种改进的克里

格滤波算法,通过分析隧道衬砌的全空间变形场,可提取隧道衬砌表面测点的变形信息;WU等<sup>[57]</sup>采用摄像镜头分别拍摄岩体的左右表面,并将左右图片导入Shapemetrix<sup>3D</sup>软件中,对研究区域进行描绘,从而重建真实的岩体工程三维模型。通过进一步定量描述裂缝表面的几何信息,根据产量聚类划分裂缝表面的优势群,成功获取了裂缝信息的参数;BUYER等<sup>[58]</sup>利用间断集提取器对关节集进行半自动识别,并将识别结果传输至ShapeMetriX<sup>3D</sup>软件。在该软件中确定节理组间距及其标准差,使用这些参数生成了代表性岩体单元的统计表示,并在连续模拟中获取岩体产状等信息。尽管在AI、DL等先进技术的推动下,计算机视觉系统可有效提升目标识别与提取的自动化程度,但该技术深地工程中推广仍具局限性。主要包括:①深地工程作业空间狭窄,大型设备等障碍物的存在将导致视觉设备难以连续监测,造成信息缺失;②视觉设备采集的图像质量易受深地工程恶劣环境的影响;③在图像特征提取阶段,现有算法大多采用固定参数,难以适应环境参数的变化;④现有深地工程图像数据库水平各异,标准化程度有待提升。基于此,本研究对计算机视觉的未来发展作如下构想:①积极研发配备除尘、稳像、光照适应等功能的计算机视觉设备,以保障深地工程图像信息的高质量采集;②拓展采集设备的视角,确保在有限测量范围内高效捕获更多的深地工程地质信息;③融合AI、DL、大数据等技术,提出更为高效的算法,以提高特征提取的精确度及稳定性;④关注深地科学共享大数据平台的研发,实现全国范围内深地工程图像信息资源的整合、归纳、自主上传与数据共享。

### 1.2.4 自动化机器人

在极端的建设环境下,自动化机器人能够自主执行高复杂地质信息采集任务,以提高监测效率、实现人员减配,并有效保障工程的安全性。在自动化机器人的研发中,关注的/key问题主要包括:防爆技术、供电技术、动力驱动技术、定位技术、通信技术、感知技术、风险评估技术等<sup>[59-60]</sup>。目前,巡检机器人已发展为深地工程机器人领域推广最为成熟的课题。其具备的功能一般涵盖:地质勘探、地质灾害预警、结构缺陷检测、变形检测等,如:ELISABETH等<sup>[61]</sup>开发了用于隧道缺陷检测的半监督计算机视觉系统,并设计了用于测量检测到的裂缝尺寸的超声波传感器机器人。在机械结构方面,机器人已趋于模块化,但同时也会根据不同的工况对结构进行革新,如:ZHANG等<sup>[62]</sup>设



计了一种简单的软体机器人结构,该结构由 1 个拉长部分和 2 个展开部分组成,具有管道内爬行能力,可满足管道内部检测。此外,自动巡检能力愈发受到学者们的重视,如:山东大学岩土工程团队研发了地下工程地质扫描机器人,可高效实现无人巡检。该机器人具备地质信息自动采集、超欠挖检测、三维轮廓构建等功能。基于三维建模及数字孪生技术,其还可完成地下工程大变形的监测<sup>[63]</sup>;焦峰等<sup>[64]</sup>基于模型预测控制,研发了履带式巡检机器人的轨迹跟踪控制系统。相较于传统 PID 控制器,该系统在实时性、精确度和纠偏能力方面表现更为出色;SONG 等<sup>[65]</sup>改进了蚁群算法以解决煤矿机器人的路径规划问题。通过这一改进,所产生的路径角数减少,使得机器人在路径跟踪控制方面更加方便。尽管历经迭代升级,自动化机器人已能够高效完成地下工程的监测任务,但仍存短板:① 深地工程环境恶劣,需研发适用于“三高—扰动”极端条件下的机器人;② 机器人的续航能力、自主快速充电技术等仍待提升;③ 机器人易受外界干扰,从而导致监测结果存疑;④ 多个机器人之间的协同问题尚待解决;⑤ 机器人巡检过程中的实时反馈能力应予以加强。

### 1.3 数据实时响应

IoT 通过信息传感器、射频识别 (RFID) 技术等连接深地物理空间及虚拟信息空间,可实现深地工程中人、机、物之间的信息传输及协同交互,以满足工程全生命周期内对物端信息的智能感知及实时响应的现实需求。在现场监测过程中,通过有线 (如:以太网) 或无线 (如: Wi-Fi、蜂窝) 网络,实现传感器和执行器与计算系统之间的通信。将其嵌入至深地工程监测区域,通过执行器接收来自传感器的信号,并将数据传输至云端进行存储。这一操作既保证了对多源数据的实时响应与高效采集,同时也便于通过智能互联进行信息的追根溯源。IoT 技术可分为 4 个主要领域:RFID、WSNs、机器对机器 (M2M)、两化融合。在深

地工程智能监测领域,为了优化有线通信过程中电缆易损、故障率高、维护不便等问题,学者们更倾向采用 WSNs 来传输所采集的数据。

WSNs 由大量密集部署的传感器节点构建而成,其通过无线通信收发环境信息。每个传感器节点通常由处理器、存储单元、收发模块、单个或多个传感器、模数转换器和电源等组件组成。WSNs 基于 Ad-hoc 网络的特性,使其更容易在监测区域内进行有效的部署。在深地工程中,WSNs 通过传感器节点感知监测区域的变化及波动,随后将处理器生成的数据通过无线传输传送至其他节点或指定的聚合节点,即基站。聚合节点可与其他传感器节点具有相同的规格,也可以由 PDA、笔记本电脑等定制设备组成。这些设备可反之将传感器网络连接到其他网络,如图 4 所示<sup>[66]</sup>。基站利用传输至此的信息数据,既可对所属 WSNs 进行监控,又可将相关信息传输给现场人员及其他网络。在深地工程智能监测过程中,WSNs 可采用多种无线通信协议,如: ZigBee、蓝牙、UWB 和 Wi-Fi 等<sup>[67]</sup>。每种协定各具特点,其中: ZigBee 可扩展到多达 65 000 个设备,数据速率约为 250 kb/s,传输距离范围为 10~70 m。在待机模式下,其耗电量约为 30 mA,工作频段为 2.4 GHz。因此, ZigBee 是一种数据容量大、速率低、成本低、功耗小的技术;蓝牙是一种近距离无线通信技术,几乎不消耗任何能量,其传输距离约为 10 m。最新开发的蓝牙 5.0 将传输距离提高至约 40 m,传输速度提高到 2 Mb/s。因此,蓝牙具有稳定性好、功耗低、速率快、连接数量少、距离短等特点;UWB 的工作距离可达 10 m,工作频段为 3.1~10.6 GHz,传输速率高达 110 Mb/s。UWB 具有穿透力强、功耗低、成本高、部署繁杂等特点;Wi-Fi 的传输距离可达 100 m,数据速率可达 54 Mb/s,但需要很大的功率, Wi-Fi 具有受用范围大、功耗大、体积大等特征。综上,由于不同通信协议各具优缺点,具体可见表 1,因此,在深地工程智能监测过程中,研究人员尝试将多种无线通信协议相结合,以实现无线通信技术在少能耗、

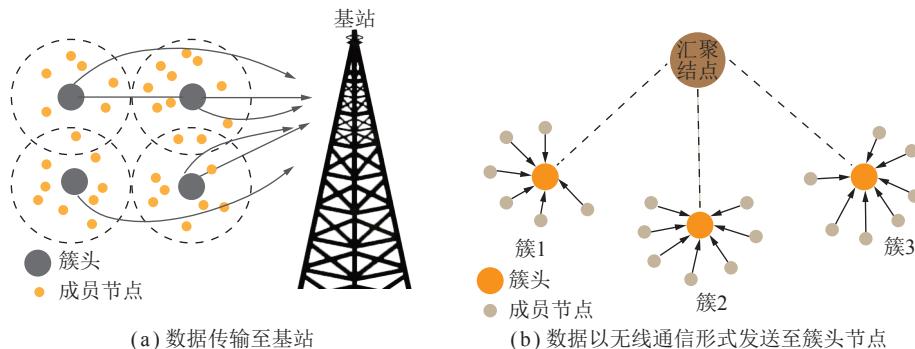


图 4 WSNs 传输原理<sup>[66]</sup>

Fig.4 WSNs transmission principle<sup>[66]</sup>



表1 各无线通信技术优缺点对比<sup>[69]</sup>Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of various wireless communication technologies<sup>[69]</sup>

无线通信技术	ZigBee	蓝牙	UWB	Wi-Fi
工作频段/GHz	0.868/0.915, 2.4	2.4	3.1~10.6	2.4, 5
最大传输速率/(Mb·s <sup>-1</sup> )	0.25	1.00	110.00	54.00
工作距离/m	10~100	10	10	100
能耗/dBm	-25~0	0~10	-41.3 (MHz) <sup>-1</sup>	15~20
射频通道数	1/10, 16	79	(1~15)	14 (2.4 GHz)
最大单元格节点数	>65 000	8	8	2 007
数据保护	16-bit CRC	16-bit CRC	32-bit CRC	32-bit CRC

长传送、低成本、弱干扰等方面的最大化。然而,不同技术之间难免会产生跨技术干扰,如:基于 ZigBee 的应用与 Wi-Fi 在相同的 2.4 GHz 频段上工作将产生严重干扰。因而,开展多种无线通信技术传输的全新方法已成为深地工程信息实时传送的重要课题。面向 IoT 时代,无线通信技术有望逐步克服非耐用电源的限制,通过降低自身能耗或利用外界环境中收集的微能量以满足深地工程中 IoT 的能源支持问题<sup>[68]</sup>。

现阶段,WSNs 正广泛应用于智能监测温度、气体、热量、压力等物理量和环境量。如:LI 等<sup>[70]</sup>提出了一种结构感知自适应 WSNs 系统 SASA,其通过调整网状传感器网络部署,制定基于规则信标策略的协同机制,能够快速检测并传输地下塌陷引起的结构变化信息。目前,除采用上述常见的无线通信技术外,更多新型无线传输技术也被应用于深地工程监测,如:为高效对矿井压力进行采集传送,江敏等<sup>[71]</sup>基于 Zigbee 构建了智能信息采集系统。在巷道及工作面部署传感器节点,各节点采集的数据通过无线传感器网络传递至基站,并反馈至中央控制室;CHEN 等<sup>[72]</sup>将 LoRa 无线传输系统应用于隧道工程,并引入了一种基于最小二乘原理的多传感器融合技术,以有效地传送隧道内部信息。同时,WSNs 传感器节点的位置部署决定了信息感知的实时性、全面性、经济性,因此,其已成为深地工程数据实时响应的关键。基于此,LI 等<sup>[73]</sup>提出了一种基于最优索引的部署策略,以指导传感器节点的放置。该策略的目标是将传感器节点放置于适当的位置,以获得最大范围的传感信息,从而实现消除冗余的传感器节点、节省成本、优化数据采集、提升传送效率等的目的。

综上,随着新一代信息技术驱动多维信息传输领域的改革,已有诸多无线传输技术应用于工程实践。然而,深地工程的复杂性与现有技术的局限性仍给深地工程数据实时响应带来诸多挑战。具体包括:① 节点能耗;② 采样率的限制;③ 数据速率和吞吐量;④ 安全和抗干扰;⑤ 实时性和网络可扩展性。以上可作为未来深地工程数据传输领域的研究热点。

## 2 深地工程信息解译与数据分析

采用多维感知及实时响应技术获取的数据复杂且种类多样,主要包括:图像、波、点云等。基于此类数据由繁化简的正确解译,有助于现场人员直接窥视深地工程的物理本质,使地质的“未知”映射为“有形”,以便为后期智能决策系统提供指导,如图 5 所示。当前深地工程的解译技术主要包括人工解译与智能解译,人工解译算法主要用于处理图像,包括:阈值分割、边缘检测、区域生长等,智能解译则主要以机器学习算法为基础,可处理图像、点云、波等。当信息得以准确解译后,继而通过高效的数据分析方法确定岩体待预测指标,以下对各种常用解译算法、分析算法及工程应用进行介绍。

### 2.1 信息解译

#### 2.1.1 信息解译方法

##### (1) 人工解译算法。

① 阈值分割。阈值分割是最简单的图像分割方法,其基本原理是通过设置不同特征的阈值,将图像像素分成几类。根据阈值将图像分成 2 部分,对目标和背景进行 0 和 1 的区分,得到灰度图像的二值化<sup>[74]</sup>。常用的方法有最大熵法、最大方差法和迭代法等。阈值分割算法包括:直方图算法、OTSU 算法、最大熵算法、迭代算法等。其中,直方图算法为根据灰度图像直方图选择阈值  $T$ ,并通过阈值将图像分为目标和背景 2 个部分;OTSU 算法的目的是找到使前景和背景之间的类内方差最小化或类间方差最大化的最优阈值,阈值  $T$  由式 (1) 求得,即

$$T = \arg \max_{0 \leq T \leq L} \{W_A(\mu_A - \mu)^2 + W_B(\mu_B - \mu)^2\} \quad (1)$$

式中, $L$  为图像灰度级的总数; $\mu_A$  为目标点的平均灰度; $\mu_B$  为背景点的平均灰度; $\mu$  为整个图像的总均值; $W_A$ 、 $W_B$  分别为感兴趣目标和背景的概率。

最大熵算法根据最大熵原理,在式 (2) 中选取阈值  $T$  作为灰度的最大熵,即

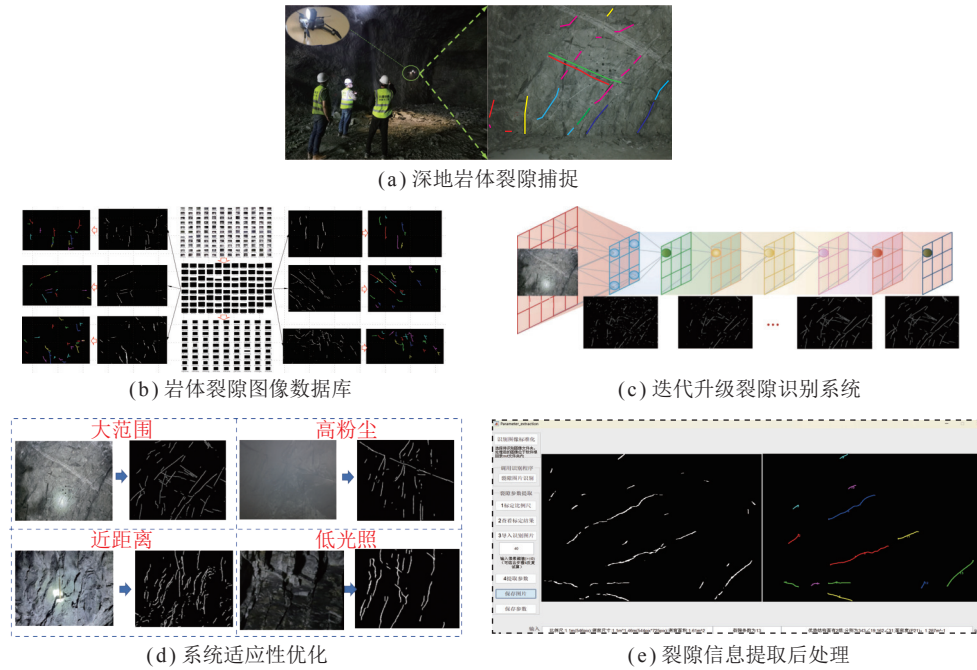


图5 岩体裂隙信息解译流程

Fig.5 Flow chart for interpretation of rock mass fracture information

$$T = \arg \max (H_A + H_B) \quad (2)$$

式中,  $H_A$ 、 $H_B$  分别为目标区域和背景的熵。

迭代算法通过不断迭代, 调整分割阈值, 使得满足某个准则。该算法利用式 (3) 计算新的阈值  $T_{k+1}$ 。

$$T_{k+1} = \frac{Z_A + Z_B}{2} \quad (3)$$

其中,  $Z_A$  和  $Z_B$  分别为目标点和背景点的平均灰度, 直至  $T_{k+1}=T$ , 这个过程结束;  $k$  为迭代次数。否则, 迭代计算将继续进行。

阈值分割算法在图像处理中具有识别效率高、成本较低等优点, 但该算法易受外界干扰的影响, 因此其常适用于对比度高的岩体图像。

② 边缘检测。边缘检测广泛应用于模式识别、计算机视觉、图像分割等领域。其是对图像中明显的不连续点进行分类和定位的过程。边缘检测的目的是识别数字图像中图像亮度急剧变化或具有不连续的点。在图像处理、机器视觉和计算机视觉中, 边缘检测是基本工具, 特别是在特征检测和提取领域具有重要作用<sup>[75]</sup>。目前, 有诸多算子可用于执行边缘检测, 主要包括: Sobel 算子、Laplacian 算子、Canny 算子等<sup>[76-77]</sup>。

③ 区域生长。区域生长的基本思想是将具有相似属性的像素组合成一个完整的区域<sup>[78]</sup>。首先, 为每个待分割区域选择一个种子点作为生长起点。然后, 将相邻区域中与种子像素具有相同或相似属性的像素合并到种子点区域。最终形成一个特定的区域。

区域生长法的优点在于其简单性和生长判据的自由度。传统的区域生长方法通常是在灰度上进行, 通过比较像素点与种子区域的灰度差来决定像素点是否合并。由于生长判据采用迭代法, 因此需要庞大的计算量, 使得区域生长法相较其他图像分割方法更耗时, 这在彩色图像分割中表现得尤为突出。因此, 尽可能地简化深地工程岩体图像, 可有效降低计算周期。

## (2) 智能解译算法。

AI 赋能深地工程海量数据解译领域的变革, 其强大的自主学习及数据处理能力, 有望弥补传统技术在复杂地质条件下表现的不足。AI 使计算机能够通过模拟或扩展人类智能来解决相关问题。作为 AI 的一个子集, 机器学习是一种通过编程使计算机从数据中学习并提取专业知识的计算方法。机器学习通过处理可用数据, 并最大程度提高问题性能标准的依赖性, 从而自动构建复杂关系的计算模型。训练后的模型能够提供关于输入变量如何映射到输出的新见解, 并可用于对不属于训练数据的新输入值进行预测<sup>[79]</sup>。

根据训练期间接受的监督数量与类型, 机器学习技术可以分为四大类, 分别为: 监督学习、非监督学习、半监督学习、强化学习。① 无监督学习技术只需训练数据中的输入特征值, 学习算法基于这些特征值发现训练数据中的隐藏结构; ② 监督学习方法要求每个训练样本的输出变量值是已知的。因此, 每个训练样本都以一对输入和输出值的形式出现。该算法训练一个模型, 该模型利用在训练过程中定义的特征, 从

输入变量中预测输出变量的值; ③ 半监督学习通过从少量有标记和大量无标记的训练示例中学习来构建预测模型; ④ 强化学习的目标则是通过与环境的交互学习策略, 以最大化累积奖励。经笔者对前期 AI 技术在地下工程中的应用动态梳理, 本节简要概述深地工程信息解译文献中常用的算法。

① 人工神经网络 (ANNs)。ANNs 是一种受人脑启发的机器学习模型, 通常由多个节点 (神经元) 组成。输入信号经权重综合计算得到总输入值, 其与阈值对比后, 通过激活函数输出活性值, 其典型结构如图 6 所示。在结构化数据的帮助下, 利用机器学习对 ANNs 进行训练, 从而建立其参数学习。因此, 包含深层隐藏层的 ANNs 学习是一种主要的 DL<sup>[80]</sup>。

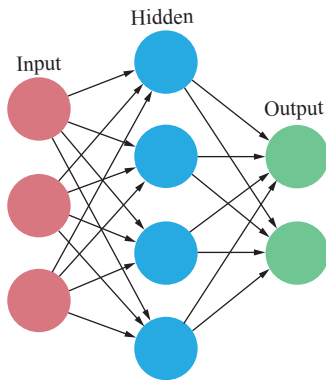


图 6 ANNs 的典型结构  
Fig.6 Typical structure of ANNs

目前在地下工程中常用到的 DL 模型主要包括: 卷积神经网络 (CNN)、循环神经网络 (RNN)、生成对抗网络 (GAN)、深度自动编码器 (AutoEncoder)。CNN 专用于处理二维数据信息, 其包含一个特征提取器, 该提取器由卷积层和池化层组成。在 CNN 结构中, 一个神经元只与上层的一部分神经元相连, 这部分神经元被称为局部区域连接。卷积层通常包含多个特征映射, 每个特征映射由特定数量的神经元组成, 而神经元的权重在相同的特征映射之间共享。在网络训练的过程中, 权重不断学习和实时更新, 直到最终学习到一个合理值<sup>[81]</sup>; RNN 专用于处理序列信息, 其隐藏层之间的节点相互连接, 且隐藏层输入包括输入层的输出及上一时刻隐藏层的输出; GAN 由两个神经网络组成, 一个试图生成与训练数据相似数据的生成器, 另一个是试图从虚假数据中分辨出真实数据的判别器。在训练期间, 二者相互博弈学习, 以产生良好的输出效果; AutoEncoder 的输入输出是一致的, 其目标是使用稀疏的高阶特征重新组合来重构输入数据, 因此, 其属于一种数据压缩算法。

② 支持向量机 (SVM)。SVM 具有执行线性、非

线性分类、回归甚至异常值监测任务的能力。该方法是一种二分类模型, 其基本理论是寻找满足分类要求的最优分类超平面 (图 7, 其中,  $w$  为法向量;  $b$  为位移项)。尽管超平面用于线性分离数据, 但 SVM 同样适用于非线性问题, 这得益于将数据映射到高维空间, 在高维空间中, 各数据点通过核函数实现线性可分。

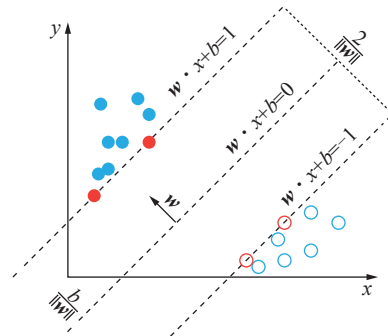


图 7 SVM 的典型结构  
Fig.7 Typical structure of SVM

SVM 学习方法在不同的情况下有由简至繁的不同模型<sup>[82]</sup>: (a) 当训练数据线性可分时, 通过硬间隔最大化学习一个线性的分类器, 即线性可分 SVM; (b) 当训练数据近似线性可分时, 通过软间隔最大化学习一个线性的分类器, 称作线性 SVM; (c) 当训练数据线性不可分时, 通过使用核技巧及软间隔最大化学习非线性分类器, 称作非线性 SVM。

③ 决策树 (DT)。DT 代表对象属性和对象值间的映射关系, 其采用树形结构, 主要由 3 种元素构成: (a) 代表样本全集的根节点; (b) 对应特征属性测试的内部节点; (c) 象征决策结果的叶节点 (图 8, 其中,  $Y$  为布尔函数;  $X_1, X_2, X_3$  为变量)。根据最佳属性划分方式的不同, 决策树模型主要包含 3 种: (a) ID3 算法; (b) C4.5 算法; (c) CART 算法。

$X_1$	True	False	True	False	True	False	True	False
$X_2$	True	True	False	False	True	True	False	False
$X_3$	True	True	True	True	False	False	False	False
$Y$	True	True	True	True	True	False	False	False

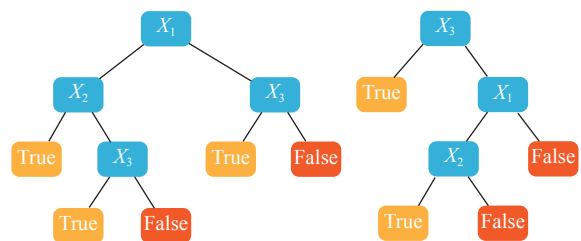


图 8 DT 的典型结构<sup>[83]</sup>  
Fig.8 Typical structure of DT<sup>[83]</sup>

ID3 算法以信息增益为准则进行属性划分, 详见



式(4)、(5),选择信息增益最大的特征进行分裂,以提升样本集合的纯度,然而在实际运用过程中,信息增益准则可能表现出对取值较多属性的偏好,从而导致模型泛化能力较弱。

$$\text{Gain}(D, a) = \text{Ent}(D) - \sum_{v=1}^V \frac{|D^v|}{D} \text{Ent}(D^v) \quad (4)$$

$$\text{Ent}(D) = - \sum_{k=1}^{|D|} p_k \log_2 p_k \quad (5)$$

式中,  $\text{Gain}(D, a)$  为属性  $a$  对样本集  $D$  进行划分所获得的信息增益;  $D$  为样本集合;  $\text{Ent}(D)$  为  $D$  的信息熵;  $V$  为样本集合  $D$  以  $a$  为属性产生的分支结点数;  $D^v$  为样本集合  $D$  在第  $v$  个分支结点所包含的以  $a$  为属性划分的样本;  $p_k$  为样本集合  $D$  中第  $k$  类样品的种类。

C4.5 算法引入信息增益率作为分类标准, 详见式(6)、(7)( $\text{Gain\_ratio}(D, a)$  为增益率;  $\text{IV}(a)$  为属性  $a$  的固有值), 相对 ID3 算法, C4.5 算法可先从候选划分特征中找到信息增益高于平均值的特征, 再从中选择增益率最高者。

$$\text{Gain\_ratio}(D, a) = \frac{\text{Gain}(D, a)}{\text{IV}(a)} \quad (6)$$

$$\text{IV}(a) = - \sum_{v=1}^V \frac{|D^v|}{|D|} \log_2 \left( \frac{|D^v|}{|D|} \right) \quad (7)$$

CART 算法采用基尼指数度量划分属性, 选用基尼指数最小的属性进行划分。其可用于分类及回归问题, 在分类问题中, CART 算法选择叶子节点中概率最大的类别作为当前节点的预测类别; 而在回归问题中, 输出不是类别, 而是使用最终叶子的均值或中位数来预测结果, 见式(8)、(9)( $\text{Gini\_index}(D, a)$  为属性  $a$  的基尼指数;  $\text{Gini}(D)$  为基尼指数)

$$\text{Gini\_index}(D, a) = \sum_{v=1}^V \frac{D^v}{D} \text{Gini}(D^v) \quad (8)$$

$$\text{Gini}(D) = 1 - \sum_{k=1}^{|D|} p_k^2 \quad (9)$$

④  $K$ -近邻算法(KNN)。KNN 回归是一种基于最近邻的回归方法, 其通过将新样本与训练集中的样本进行比较, 选取其中  $k$  个最相似的样本, 然后用它们的平均值作为新样本的预测值(图9, 其中,  $P_i$  为新的数据点)。其算法如下: 首先, 记  $n$  个训练样本, 将其表示为  $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ , 每个样本可表示为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}, y_i)$ , 其与测试样本  $X_t = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tm}, y_t)$  间的欧式距离  $D(X_i, X_t)$  可表示为

$$D(X_i, X_t) = \sqrt{\sum_{m=1}^d (x_{im} - x_{tm})^2 + (y_i - y_t)^2} \quad (10)$$

根据求得的欧式距离, 找出  $X_t$  的前  $K$  个近邻样本  $X'_j = (x'_{j1}, x'_{j2}, \dots, x'_{jd}, y'_j), j \in K$ , 并计算估计值  $f_i$  为

$$f_i = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K y'_j \quad (11)$$

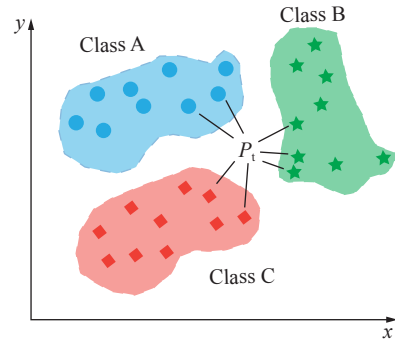


图9 KNN 的典型结构

Fig.9 Typical structure of KNN

### 2.1.2 监测信息解译

#### (1) 解译参数。

多维智能感知系统的联合监测能够精准采集深地工程岩体的原始信息, 如: 图像、点云、波、数据集等。以上原始信息经解译后方可提取直观的数据信息, 定量展现综合指标, 为后续工程任务提供支持。这种联合监测系统能够提供给工程管理者围岩评价体系的多元信息, 综合反映围岩的强度、变形和巷道工作面的稳定性特征。这些信息对于指导工程设计、支护选择和稳定性评估等方面具有重要作用。综上所述, 信息解译后的数据应能够综合反映围岩结构特征发育指标(包括: 完整岩块强度特征、围岩结构空间几何形态、围岩结构面自身发育状况)、赋存地质环境特征指标(包括: 地应力、地下水状况、温度)、工程因素等, 并在工程推进过程中不断优化引入新的参数, 以完善其内核。因此, 解译参数应囊括深地岩石工程的“内因+外因+诱因”, 这也对原始数据中所提取信息的丰富性提出新的要求。

#### (2) 图像。

通过数码相机、无人机、数字钻孔摄影等技术手段, 可直接获取围岩的二维图像。通过应用相关算法对图像进行解译, 实现岩体结构基本信息表征与数字化分析。该方法可获取围岩评价所需的关键岩体信息(如: 岩体结构识别等)及几何参数(如: 裂隙数量、面积、宽度、长度、间距等), 解译后的指标将被应用于深地工程岩体评价系统中, 详见表2。

表2 图像解译指标及方法统计

Table 2 Statistics of image interpretation indicators and methods

参考文献	解译指标	解译方法	解译目的	解译效果
QIAO等 <sup>[84]</sup>	识别迹线,并计算其长度、宽度、倾角	多裂纹网络	获取露头空间信息	与人工勘察结果相差较小
薛东杰等 <sup>[88]</sup>	提取裂隙长度、平均宽度及面积等	FCN	岩体/混凝土裂隙识别	查准率56%;查全率67%
王培涛等 <sup>[87]</sup>	迹线产状信息识别	Hough检测方法	结构面产状分析	可快速识别小范围难以辨别的节理迹线
ZHANG等 <sup>[91]</sup>	分形盒维数	分形理论	围岩分级(RQD指标)	应用时应考虑实际地质环境及成像质量
ASADI等 <sup>[85]</sup>	提取裂隙长度、平均宽度及面积等	基于CNN的多分类器系统	获取岩体裂隙信息	F分值高达84
FAN等 <sup>[93]</sup>	岩体迹线测量及统计	图像分割	评价岩体质量	可准确识别岩体迹线
LI等 <sup>[86]</sup>	提取裂隙长度、平均宽度及面积等	YOLOv7+SimAM	对地质灾害早期征兆进行更精细、更量化的测量	准确率100%,召回率75%,精确率96.89%,每100幅图像的处理时间为10 s
CHEN <sup>[89]</sup>	迹线特征(迹线长度、倾角、密度和强度)	FraSegNet模型	获取和评价在建岩巷面的二维裂隙产状的有效方法	图像测试执行时间为0.44 s,统计评估执行时间为7.2 s
谢韬等 <sup>[94]</sup>	岩体分形维数	边缘检测、计盒维法、L-A关系法	获取结构面表面状态指标	
郭立钱等 <sup>[95]</sup>	岩体裂隙迹线特征	图像处理、SVM	获取堰体结构裂隙发育信息	
张愉玲等 <sup>[96]</sup>	岩体裂隙特征	蚁群算法、Canny边缘检测算子	获取岩体裂隙信息	适用于发杂岩体裂隙图像
LIU等 <sup>[90]</sup>	裂隙数、面积、周长、宽度、方向等	CIAS软件	用于岩石裂缝的产生和发展	
LENG等 <sup>[97]</sup>	岩体迹线特征	Canny边缘检测算子	围岩分类、稳定性预测	自动与人工校正结果的错误率不超过15%
CHEN等 <sup>[98]</sup>	岩体结构特征	Inception-ResNet-V2算法	岩体结构智能解译	每幅图像的时间为2.163 s
CHEN等 <sup>[99]</sup>	岩体结构特征	DeepLabv3+	软弱层提取	平均验证和测试时间为1.597 s和0.633 s
DEB等 <sup>[100]</sup>	节理间距	边缘检测	围岩分级(RQD指标)	
LEMY等 <sup>[101]</sup>	平均迹线长度、总迹线长度	边缘检测	围岩分级(RQD指标)	
柳厚祥等 <sup>[102]</sup>	岩体结构特征	DL网络 AlexNet 模型	围岩分级(BQ指标)	
YANG等 <sup>[92]</sup>	结构面长度、方向、分离宽度、JRC值等4个参数	区域生长	围岩分级(GSI指标)	
FEKETE等 <sup>[103]</sup>	结构面距离、倾角,迹线长度	边缘检测、直线检测、智能剪刀	围岩分级(Q、BQ指标)	预测结果与实际情况吻合

首先,岩体结构面主要由节理和断层组成,在不同工作环境下,精确、自动处理多种不连续面的识别对工程地质监测至关重要。针对结构面快速识别技术,QIAO等<sup>[84]</sup>提出了一种基于Mask R-CNN的多裂纹网络。类似于Mask R-CNN,该框架包括4个部分:多尺度特征融合金字塔网络(MFFPN)骨干、区域建议网络(RPN)、R-CNN的分类器和边界盒回归分支,以及用于实例分割的全卷积网络,该技术能够识别和分割随机类型岩石表面的迹线;ASADI等<sup>[85]</sup>提出了一种基于DL和多分类器系统理论的像素语义分割方法,应用该方法对岩体裂缝进行检测和分割。其最大的优点在于通过使用2种不同的训练集和策略,提高了语义分割任务的性能,从而取得良好的裂隙提取效果;LI等<sup>[86]</sup>提出了基于DL的岩石裂纹识别技术。首先

将无人机捕捉的岩体表面裂缝图像切割成640×640的小图像,并进行数据增强,接着使用Labelimg标记图像,生成用于裂纹目标检测的VOC数据集,随后以2:8的比例将数据分为测试集和训练集,通过将YOLOv7与SimAM注意机制相结合,得出高效的岩石裂纹识别技术。其次,在深地工程中,结构面分布信息及产状分析是评价围岩稳定性的基础,王培涛等<sup>[87]</sup>基于边缘检测进行迹线提取,采用Hough直线检测进行左倾、右倾直线的辨别及倾角方位的分析,并对离散节理网络模型及岩体进行算法分析对比,证实了该技术在岩体迹线信息提取领域的可行性。再者,复杂岩体结构面几何参数的精细表征是准确评价围岩级别的关键,薛东杰等<sup>[88]</sup>基于全卷积神经网络(FCN)实现了对岩体及混凝土裂隙的高效识别。首先

采集混凝土裂隙几何数据集,引入新的卷积核参数构建全卷积网络结构,通过卷积操作、池化操作及反卷积操作实现像素匹配误差值的收敛,根据二分类混淆矩阵,利用查准率及查全率对模型进行评价,最终通过矢量化算法提取裂隙长度、平均宽度及面积等几何信息;CHEN等<sup>[89]</sup>提出了一种基于图像的岩体裂隙自动分割及量化方法。首先建立了包含3000张图像的岩体裂隙数据库,并选择该数据库对FraSegNet模型进行训练和测试,最终利用基于节点的文件获取裂缝轨迹特征;LIU等<sup>[90]</sup>开发了CIAS软件,该软件利用聚类分析方法将图像转换为二值图像,随后去除噪声并提取裂缝网络的中轴线,通过中轴线识别节点和裂缝段,最终自动计算出裂缝网络的各种几何参数。此外,岩体结构特征经二维图像解译得以量化,基于量化值可进一步计算其他指标参数,如:RQD指标常用于评价岩体质量指标,人工分析将导致分析结论大量离散且耗时费力,ZHANG等<sup>[91]</sup>发现图像的分形盒维数与岩体的RQD值之间存在线性相关关系,从而建立了

一种基于超声钻孔成像技术和分形方法的岩体质量分级快速定量评价方法;YANG等<sup>[92]</sup>提出了一种结合区域生长和Hough变换的间断区域自动提取算法,利用该算法可以对结构面长度、方向、分离宽度、JRC值等4个参数进行量化,进而建立了一套表征岩体块状和不连续表面状况的系统。

### (3) 点云。

尽管二维图像可以提供丰富的纹理特征,但随着深地工程环境日趋严峻,多维度信息解译已逐步常态化。图像在信息挖掘方面存在的局限性渐渐显现,而三维模型富含更具空间层次的深度信息,可弥补图像在多维度信息提取中的不足。三维模型的原始数据主要包含4种:点云、网格、体素、多视角,其中点云是在深地工程岩体监测中最常用的形式。在深地工程智能监测中,结合激光与摄影测量原理获取点云,经三维重建后可解译出丰富的岩体信息(包括裂隙数量、位置、方向、节理间距、粗糙度和块体大小等),详见表3。

表3 点云解译指标及方法统计

Table 3 Statistics of point cloud interpretation indicators and methods

参考文献	解译指标	解译方法	解译目的	解译效果
陈娜等 <sup>[105]</sup>	结构面产状、尺寸	Ransac算法、Graham Scan算法	结构面空间展布	产状最大误差为0.9°、尺寸最大误差率在1%
GE等 <sup>[106]</sup>	非连续点方向	ANNs	岩体非连续性	识别立方体及道路切割的非连续性分别花费1.34 s及4.53 s
CHEN等 <sup>[107]</sup>	岩体迹线信息	RS-SMOTE-GBT分类器	岩体样本分类	最高平均F值0.712
GE等 <sup>[108]</sup>	结构面产状、间距、粗糙度、面积	区域生长	岩体结构面识别	算法增长率为386.026 s
CHEN等 <sup>[113]</sup>	结构面产状	RDD系统	岩体结构面识别	与三点法方位相差3°
ZHANG等 <sup>[109]</sup>	迹线信息	不连续追踪	围岩分级(RMR法、Q法)	提取数据<2 min
王培涛等 <sup>[114]</sup>	产状信息、岩体密度、结构面间距等	聚类分析	围岩分级(RMR法)	
LI等 <sup>[110]</sup>	结构面方向、间距、粗糙度等	K-means聚类算法等	围岩分级(RMR法、GSI法)	
GE等 <sup>[115]</sup>	结构面间距、方向、粗糙度等	ANNs、DBSCAN等	围岩分级(GSI)	符合现场勘察
DI等 <sup>[116]</sup>	岩体角度、圆度、宽度、高度和宽高比等	Mean Shift聚类算法	火星地质研究	
CHEN等 <sup>[113]</sup>	结构面间距等	RANSAC算法	岩体结构面识别	
CHEN等 <sup>[117]</sup>	结构面产状、面积等	RANSAC算法	岩体结构面识别	
YI等 <sup>[118]</sup>	结构面产状等	K-means聚类算法等	岩体结构面识别	
DREWS等 <sup>[119]</sup>	结构面粗糙度、裂隙尺寸	区域生长	复杂露头地质勘察	分割只需2 min
SUN等 <sup>[120]</sup>	结构面产状等	K-means聚类算法等	岩体结构面识别	时效提高2.6倍

点云解译的基本步骤<sup>[104]</sup>:①对整个数据进行抽取;②创建表面模型;③对齐到绝对坐标系;④测量、解译和提取数据。在实际点云解译过程中,学者们设计了各类可实现以上流程的算法,各算法对应的解译效果及解译侧重指标不尽相同,总体而言,点云解译

算法众多,各有侧重及适用条件,以下将对其进行分类梳理:首先,在深地工程智能监测中,常基于三维点云模型进行岩体结构面的识别及产状的测算,陈娜等<sup>[105]</sup>基于改进后的RANSAC算法及Graham Scan算法构建结构面识别程序RDD,该程序更适用于表面粗



糙的岩体点云数据处理,并能够精确计算结构面几何尺寸;GE等<sup>[106]</sup>采用ANNs来识别点云中的非连续点,利用主成分分析(PCA)和基于密度的带噪声应用空间聚类(DBSCAN)技术,从ANNs得到的成组不连续点中提取出单个不连续点,并计算出相应的方向;CHEN等<sup>[107]</sup>提出了一种结合合成少数类过采样技术(SMOTE)、随机搜索(RS)超参数优化算法和梯度提升树(GBT)的混合集成分类器,以实现高效、准确的岩石迹线识别;完成岩体的识别后,进一步可对结构面的几何参数进行精确表征,GE等<sup>[108]</sup>采用改进的区域生长算法从点云中识别非连续点,并基于解析几何计算结构面的几何性质,通过敏感性分析考察阈值 $T$ 对识别结果的影响。待确定岩体结构面信息、粗糙程度等指标后,便可开展以下工作:①深地工程围岩等级的判定;②深部工程中岩体爆破扰动评价;③构建地质模型;④深地工程围岩机理分析。如:ZHANG等<sup>[109]</sup>提出了一种利用岩体表面三维点云进行不连续轨迹自动映射的方法,该方法包括5个步骤:①利用法向张量投票理论检测轨迹特征点;②收缩轨迹特征点;③轨迹特征点连接;④轨迹段线性化;⑤轨迹段连接;LI等<sup>[110]</sup>采用改进的K-means聚类方法确定结构面方向,利用正态张量投票理论检测迹线,采用在投影轨迹上绘制虚拟法向扫描线来计算间距,并基于亚像素边缘检测计算平均最小宽度得到孔径,提取的结构面参数可用于计算岩体等级。

作为深地工程中常见的两种数据模态,3D点云和2D图像为透明岩体环境的建立提供海量细节与信息。然而,单一数据模态的采用具有较大的局限性,致使信息解译过程中存在一定的盲区。因此,将2D-3D双模态融合不失为一种新思路。该技术既可充分挖掘2D图像中几何、语义及纹理等信息,以丰富点云特征,又能通过3D映射于2D而增强后者的信息深度,从而获取更为全面、清晰的监测信息<sup>[111-112]</sup>。

#### (4) 波。

由于波的传播速度及能量强度与岩体结构特征、结构面发育程度、结构面充填状况、含水量等指标密切相关,因此通过对波的传播时间、速度、能量等信息的解译,可有效判断深地工程岩体的性质。在实际工程案例中,学者常依托电磁波、弹性波等开展深地工程岩体的波速测试,所采取的技术手段主要包括:GPR、TSP、微震监测等,详见表4。GPR和TSP被用于深地工程建设期间的超前地质预报,可预测不利地质(如:断层、溶洞、含水构造)的位置及大小,为优化施工组织安排提供信息支撑<sup>[121]</sup>,其中TSP利用人工爆破引起的弱地震波在岩体中的传播,通过高灵敏度的传感器接收反射波。对横波和纵波在岩体中的传

播特性进行解译后,可确定岩体的完整性系数、泊松比、静态杨氏模量、结构面及洞轴线夹角、不连续结构面状态、地下水发育情况等参数<sup>[122]</sup>,进而建立其与岩体力学指标之间的关系,以此评估深地工程中工程地质的优劣,如:ANDISHEH等<sup>[123]</sup>采用反向传播神经网络(BANN)实现地震波的解译。该方法将波速、震级、地震波类型以及预测深度等参数作为输入系统变量,通过网络自适应地寻找此类变量间的关系,最终精确输出RMR值;RAJESH等<sup>[124]</sup>结合广义回归神经网络(GRNN)和自适应神经模糊推理系统(ANFIS),利用地震波速度及岩石密度指标预测岩体的力学强度;AKBAR等<sup>[125]</sup>采用SPSS统计软件对TSP结构开展非线性多元统计分析,确立了RMR及 $v_p$ 、 $v_s$ ( $v_p$ 、 $v_s$ 分别为超声波检测过程中获取的纵波与横波波速数据)等参数间的关系,见式(12),并在实践中验证了其准确率。

$$RMR = \frac{v_s^{37.094}}{10^{143.161} x^{1.132}} \left( \frac{v_p}{v_s} \right)^{68.047} \quad (12)$$

GPR通过发射电磁波,利用岩层反射波的波谱特征来判断地层和不利地质体的空间位置,根据对雷达波形幅度、频率、能量衰减速度和相轴连续性的解译,可实现对前方岩体信息的判断。陈培帅等<sup>[126]</sup>提出了一种基于CNN的地质雷达波形解译方法,通过构建深度残差结构的网络模型,以更有效的提取波形的深层特征,并将不良地质区域及目标概率置信作为目标,最终结合监督反馈训练法及预热训练策略优化,以达到模型参数迅速收敛的目的;LIU等<sup>[127]</sup>通过物理实验室模拟,从时域、频域和时频域3个角度研究了电磁波在岩溶地质异常中的传播规律,进而根据高斯过程建立典型岩溶地质异常的智能识别模型。该模型为隧道超前预测中典型岩溶地质异常的探地雷达解释提供了定量描述。微震监测技术作为一种有效的实时监测方法,可以利用安装在岩体内部的质谱传感器探测释放的应力波,并基于各种地球物理反演策略解译岩体破裂特征,LI等<sup>[128]</sup>基于LeNet框架提出了一种适用于微震监测波形识别的改进模型,该模型具有更高的精度和更好的可解释性;DAI等<sup>[129]</sup>构建出新的质谱定位方法,该方法利用质谱信号的纵波理论到达时间与实际到达时间的差值来实现含洞室复杂区域的质谱定位,利用二阶差分法(FMM2)和窄带技术获取纵波的理论到达时间,随后采用线性插值法及龙格-库塔法求解裂缝源到质谱传感器的射线路径,最终通过赤池信息量准则(AIC)选取MS信号的实际到达时间,并通过搜索网格节点使目标函数达到最小值来获得MS位置。

表4 波解译指标及方法统计  
Table 4 Interpretation indicators and method statistics of waves

参考文献	监测技术	监测数据	解译方法	解译目的	解译效果
ALIMORADI等 <sup>[123]</sup>	TSP	纵波波速( $v_p$ )、横波波速( $v_s$ )、 波的震级( $M$ )等	BANN	围岩分级(RMR法)	
陈培帅 <sup>[126]</sup>	GPR	反射波组特征	CNN	富水破碎带检测	准确率91.26%; 召回率92.31%
SINGH等 <sup>[124]</sup>	TSP	$v_p$ 、 $v_s$	GRNN、ANFIS	预测岩石力学强度	均方根误差和平均绝对百分比误差 分别为2.28、3.96
LIU等 <sup>[127]</sup>	GPR	波形、强度、双向行程时间 及有效信号强度	GP	隧道岩溶区识别	
TZOU等 <sup>[130]</sup>	TSP	$v_p$ 、 $v_s$ 等参数	TSP 203 Plus	围岩分级(RMR法)	
LI等 <sup>[128]</sup>	微震监测	波形特征	CNN	评价岩体稳定性	平均精密率、召回率和 $F$ 值分别提高了 0.11、0.12和0.12
JIANG等 <sup>[129]</sup>	微震监测	纵波到达时间	FMM、FMM2	确定围岩内部 损伤区域	对应误差均小于4 m
LIU等 <sup>[131]</sup>	GPR	电磁速度等	YOLOv3模型	地下管道定位	波形检测时间仅0.03 s
EHRET等 <sup>[132]</sup>	GPR	反射强度、瞬时相位等	ANNs、SVM	岩体分类	
邱道宏等 <sup>[122]</sup>	TSP	$v_p$ 、 $v_s$ 等参数	遗传算法(GA)-SVM	围岩分级	

综上,受益于AI技术的高速发展,其强大的计算能力使得深地工程各类原始数据的自动、及时、精确解译成为可能,为地质灾害判定、围岩分级、支护设计等工作提供了实时反馈的有效信息。然而,面对深地工程的复杂性,地质信息的识别与解译过程仍有待升级。具体而言:①数据库的质量和完备性将直接影响模型的解译表现,而当前针对深地科学大数据平台建设尚未成熟。深地科学工作者应深入开展相关数据的整理、上传、共享等工作,以促进更为高效的解译方法产生。②基础模型存在自动校验及判断能力不足的问题,为了解决这一问题,可将深地科学大数据平台中的知识图谱引入至基础模型,采用专家知识予以引导,以提升解译模型的认知能力。③尽管当前解译方法繁多,但是模型的泛化能力仍旧不足,导致在不同工程环境下解译效果存在差异。因此,有待提出更加具有普适性的解译模型。

## 2.2 数据分析方法

### 2.2.1 传统分析方法

目前传统的深地工程数据分析方法主要包括:经验公式法、数值模拟法、解析法等。此类方法通常在工程数据相对稀疏或难以获取全面信息时应用。

(1) 经验公式法。经验公式法是工程师根据以往的经验公式对预测指标进行简单估算。由于深地工程研究内容过于宽泛,以围岩分级法为例,围岩分级是各国隧道围岩质量评价的常用方法。目前,国内外常用的围岩分级方法包括:RMR法、Q法、RMi法、GSI法、BQ法、HC法等。研究人员可通过上述方法对围岩等级进行量化。此外,根据工程实际需求,学

者们不断开展围岩分级中工程因素劣化的定量研究、亚级分级方法的探索等<sup>[133-135]</sup>,从而不断提升经验公式法的预测效果。

(2) 数值法。数值法可分为三大类:连续、离散和连续/离散混合方法。其中,连续体数值方法包括:有限差分法(FDM)、有限体积法(FVM)、有限元法(FEM)、无网格法和边界元法(BEM);离散介质方法包括:离散元法(DEM)和离散裂缝网络法(DFN);连续/离散混合方法包括:离散有限元法、组合有限离散元法。这些数值方法适用于处理较为复杂的深地工程数据分析<sup>[136-137]</sup>。首先,确定模拟目标并收集相关数据,确定模型所需参数。根据实际情况建立数值模型,进而通过计算机进行模拟计算。对计算结果开展分析及解释,基于分析结果进行应用与优化。数值法在深地工程中的岩石力学、结构面分析、地质灾害预测和支护选择等领域得到了广泛应用。其中,在深部岩体分析的数值模型中,必须考虑多个因素,包括:通过相关材料模型和断裂机制描述岩石行为的可能性、预先存在的裂纹、先前存在的应力状态、不均匀性和各向异性等。此外,模型还需考虑由蠕变和塑性变形引起的随时间变化的行为。特别值得关注的是在热-水-力-化耦合条件下的力学损伤模型,此亦为后续研究的重要方向<sup>[138-139]</sup>。

(3) 解析法。当经验法无法确保对深地工程中的重要信息(如:应力应变)进行准确评估时,通常会采用解析法对工程地质信息加以分析<sup>[140]</sup>。解析法是一种利用数学、力学的计算取得闭合解的方法。由于解析法相对数值法进行了简化,因此更易于理解,且计

算更为高效。目前,深地工程中广泛使用了多种解析法,其中,ANDREW 等<sup>[141]</sup>基于弹性理论和位移互等定律,提出了一种解析法计算公式用于计算非均匀应力场下的地层损失率;DING 等<sup>[142]</sup>提出在隧道施工过程中,地表沉降在建筑物下、扰动范围内和扰动范围外分别呈现软木状分布曲线、偏态分布曲线和正态分布曲线的特征。为描述这些分布曲线,其构建了软木分布曲线和偏态分布曲线的计算公式和参数;FAIRHURST 等<sup>[143]</sup>提出了收敛约束法的 3 个基本分量:纵向变形曲线、地面反力曲线和支护特性曲线的构造方程。并用收敛约束法对圆形隧道支护设计的实例进行了求解。该方法可通过独立研究地面和隧道支护的行为来分析地面-结构相互作用。

### 2.2.2 智能分析方法

随着 AI 技术的进一步成熟,利用机器学习算法

为深地工程岩体信息的智能分析提供了新的思路。机器学习算法分析深地工程数据的原理是通过从预先获取的数据中学习隐含的高维函数,并在机器学习算法模型经充分训练与适当验证的基础上,实现智能分析的目的<sup>[144]</sup>。CHEN 等<sup>[145-146]</sup>已全面开展了在地下工程中进行特征提取和机器学习方法应用的研究,具体包括:① 为消除原始数据中的信息重叠,需对其进行降维处理,降维技术包括:特征提取、特征选择等;② 为完善数据的缺陷,需对降维数据进行清洗、修正、去噪等,以获取有效的特征向量;③ 根据研究目标,选择适用于分类或回归的机器学习算法,并开展超参数优选、指标评估等工作(图 10,其中,  $E_{RMS}$ 、 $E_{MA}$ 、 $R^2$  分别为均方根误差、平均绝对误差、决定系数;  $X^*$ 、 $Y^*$  为狼的位置)。诸多学者通过上述工作流程成功建立了可提高计算精度和效率的模型,并在围岩分级、力学

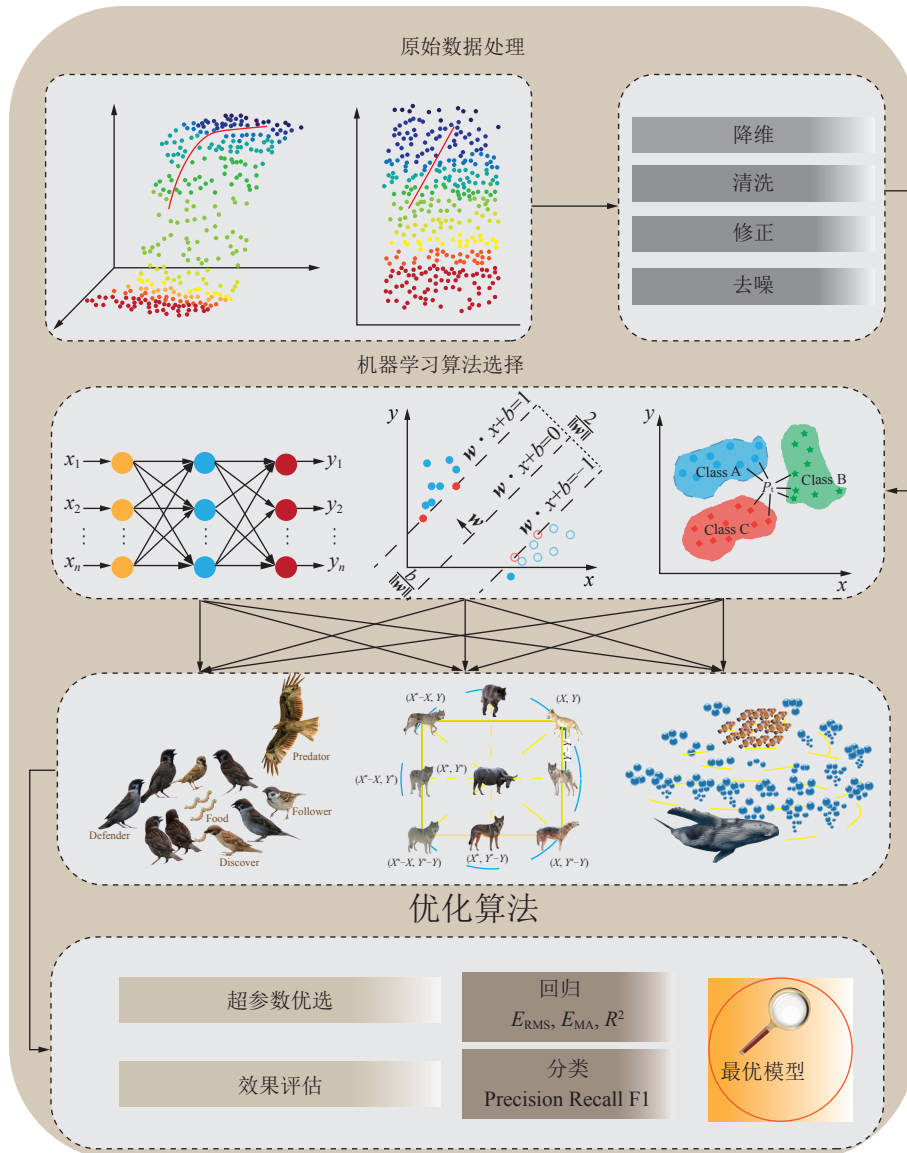


图 10 智能分析方法流程

Fig.10 Intelligent analysis method process



强度预测、TBM参数预测、地质灾害预测等领域取得了显著的应用成果(表5,其中,  $a_{10}$  为统计学上的一个新指标;  $E_{MAP}$  为平均绝对百分比误差;  $E_{MR}$  为平均相对误差)。如:在围岩分级领域,ZHAO等<sup>[147]</sup>收集了912组智能围岩分级样本,包括4种指标。通过采用10种监督学习算法对智能围岩分级模型进行训练,结果表明该系统的准确率高达0.87,并表现出良好的泛化能力;ZHOU等<sup>[148]</sup>以13个巷道工作面的多源变量为输入,以经验公式计算的岩体等级(RMR)值为目标

输出。结果表明,所提出的TPE-GBRT混合集成学习模型在评估岩体质量方面表现良好;MA等<sup>[149]</sup>收集了10条隧道的286个案例的数据,构建贝叶斯网络结构,并通过强度分析进行定量验证。在力学强度预测领域,LI等<sup>[150]</sup>利用最小二乘支持向量机(LSSVM)建立了岩石单轴抗压强度(UCS)和抗剪强度(SS)预测模型。结果表明LS-SVM预测模型对岩石UCS和SS的预测值与实测值非常接近;LEI等<sup>[151]</sup>设置了5个输入参数,并构建了FA-BP UCS预测模型。通过

表5 智能分析方法应用统计

Table 5 Application statistics of intelligent analysis methods

参考文献	数据	分析方法	分析目的	分析效果
ZHAO等 <sup>[147]</sup>	钻速、锤击压力、旋转压力、进料压力	SVM、RT、ET		V级围岩召回率均在0.95以上
ZHOU等 <sup>[148]</sup>	UCS、岩石质量标识、地下水条件、节理间距、节理条件、不连续面与开口轴的方向等 13个参数	TPE-GBRT		
MA等 <sup>[149]</sup>	岩石硬度、风化程度、岩体完整性、岩体结构、结构面完整性、地应力、地下水、岩石 基本质量、围岩水平等9个参数	BN	围岩分级	正确率、精密度、召回率、F值和曲线下面积(AUC)的平均值分别 约为89.2%、91%、92%、91%和98%
YANG等 <sup>[157]</sup>	岩石硬度、岩体完整性、岩体结构、 岩石风化情况、地下水情况、地应力 完整性系数、反射器分布系数、泊松比、 弹性模量、地下水、岩体的强度回弹	1D CNNs		准确率为93.33%
ZHENG等 <sup>[158]</sup>	完整性系数、反射器分布系数、泊松比、 弹性模量、地下水、岩体的强度回弹	BFOA-LSSVM		
LI等 <sup>[150]</sup>	岩石密度、点荷载强度、纵波速度、 耐久性指数	LSSVM		UCS和SS预测模型的 $R^2$ 分别为 0.999 7和0.998 5
MENG等 <sup>[159]</sup>	冰缝的持续系数、裂缝间距、倾角、 裂缝厚度和裂缝数量	RF		
HASSAN等 <sup>[160]</sup>	地震纵波速度、干单位质量、UCS、点荷载 指数、抗拉强度 $\sigma_T$ 、孔隙率、施密特硬度等	ANNs	岩石强度预测	$R^2$ 均大于0.89
LEI等 <sup>[151]</sup>	孔隙度、纵波速度、施密特锤回弹数、 点荷载强度、弹性模量	FA-BP		$E_{RMS}=4.883$ , $E_{MAP}=0.063$ , $R^2=0.985$ , $a_{10}=0.967$
HUANG等 <sup>[152]</sup>	节理粗糙系数、UCS、正应力、 基本摩擦角	SVR-FA		$R^2=0.982 5$ , $E_{RMS}=0.233 4$
WANG等 <sup>[153]</sup>	夹持垫压力、渗透率、转矩、掘进速度、 刀盘功率、推力、岩性等	SVR、BP-ANN、RF、 GBDT	TBM参数 预测	$R^2$ 均大于0.8
XU等 <sup>[154]</sup>	掘进机采集的199种不同类型的数据	BR、NN、RF、GRB、 SVM、CNN、LSTM		$E_{MR}$ 一般小于0.15
FENG等 <sup>[161]</sup>	穿透速率、钻头转速、推力、扭矩	深度信念网络(DBN)		
DING等 <sup>[162]</sup>	操作参数、地质条件、刀具布局	BPNN		平均检验累计误差率( $E_{RC}$ )为27.54%
ELBAZ等 <sup>[163]</sup>	盾构运行参数、地质条件、隧道几何形状等 15个输入参数	DQL-PSO		推力和扭矩 $E_{MAP}$ 分别为0.022、0.015
ZHOU等 <sup>[155]</sup>	埋深、支护刚度、岩石掘进质量指标、 直径和百分比应变	WOA-SVM		最高的准确率约为0.956 5
WANG等 <sup>[156]</sup>	围岩最大切向应力 $T_s$ 与岩石UCS之比、 UCS/ $\sigma_T$ 、弹性能指数	LM-BP		
ZHANG等 <sup>[164]</sup>	岩石应力系数、岩石脆性系数、 弹性能指数	PSO-BP	地质灾害预测	准确率达到95.98%
MAHMOODZADEH 等 <sup>[165]</sup>	隧道深度、地下水位、岩石质量指标、 出水量特性	LSTM		$R^2 = 0.986 6$ , $E_{MA} = 2.67$ , $E_{RMS} = 4.074 859 916$ , $E_{MAP} = 3.542 394 057\%$
GUO等 <sup>[166]</sup>	$T_s$ 、UCS、 $\sigma_T$ 、 $T_s/UCS$ 、UCS/ $\sigma_T$ 、 弹性变形能指数	BP-SVM		准确率高达0.975

评估指标判定其综合性能良好;HUANG等<sup>[152]</sup>以4种指标作为机器学习的输入,基于岩石SS数据库,创建了机器学习的训练子集和测试子集,实现了预测和评价过程。在TBM参数预测领域,WANG等<sup>[153]</sup>基于施工前地质信息与隧道掘进机运行数据相结合,利用4种机器学习算法建立预测模型。结果显示,该框架对TBM推力、刀盘扭矩和净推进率3个关键运行参数的预测效果较好;XU等<sup>[154]</sup>通过准确预测掘进机运行参数,如:掘进速度、转速、推力和转矩等指标,发现集成机器学习方法最为准确。在地质灾害预测领域,ZHOU等<sup>[155]</sup>根据114个实例,提出了一种优化的分类器模型WOA-SVM,用于估计隧道挤压;WANG等<sup>[156]</sup>广泛收集了100组典型岩爆样本,基于标准算法、4种优化算法和4种指标无量纲化方法,共建立了60个岩爆预测BP模型。结果表明:LM-BP神经网络预测效果最好。

由上述分析可知,诸多先进的机器学习算法已被成功应用于深地工程数据分析,并且在可靠度分析评估中,大多数模型都表现出良好的分析效果。虽如此,数据分析技术仍存进一步探索的空间。具体为:①尽管互联网上有诸多机器学习算法的开源包可供免费下载用于科学研究,且相关的超参数可通过优化策略确定,但优化效果参差不齐。因此,笔者团队认为应尽可能自主研发适用于深地工程的机器学习算法,并根据计算效率、内存消耗、预测性能等予以综合评价。②以往的研究主要集中在简化模型上,与实际情况存在一定的差距。因此,未来的研究应更加侧重于利用机器学习对实际深地工程案例加以分析。③相较于室内试验获取的数据,深地工程监测信息很少被纳入地质参数表征。随着越来越多的智能传感器布设于深地工程中,未来研究应充分将海量监测数据应用于数据分析技术中。通过向模型提供新的数据以提高其适用性。④深地工程现场实际的计算能力尚不理想,运算时长限制了该技术在工程中的应用。

### 3 深地工程动态调控系统与智能决策

在深地工程建设阶段,围岩常面临极度复杂的力学环境,致使围岩级别与灾害类别等难免与初步设计阶段存在差异。而科学、合理的支护设计有赖于围岩级别及突发灾害的精确判定,因此基于“主动型”围岩等级动态调控“被动型”支护参数,并在二者协同下对施工参数进行修正,才能在综合安全、质量、经济、绿色等条件下作出最优决策。随着多维信息感知、响应技术的升级及智能解译、分析技术的发展,深地工程建设全要素地质信息的快速、精确“感知-传送-解

译-分析”已成为现实,这种信息互联与协同的工程效果在推进深地工程透明化的同时,也为动态调控系统与智能决策的进步奠定了信息基础。

智能决策支持系统(IDSS)是在传统的决策支持系统(DSS)基础上引入AI功能,应用专家系统技术(ES),赋予DSS人类已有的知识及推理能力,旨在指导建设者理解及解决工程问题,以完成系列施工决策。IDSS具有数据库、知识库及模型库,决策者利用计算机及信息技术将输入处理为与问题相关的输出。基础流程包括<sup>[167]</sup>:①组织问题输入;②构建决策问题模型;③使用决策模型模拟事件;④寻求问题的最优方案(图11)。系统可利用从知识库中提取的知识来帮助决策者执行此类任务,该过程将生成状态报告、预测、建议和解释。

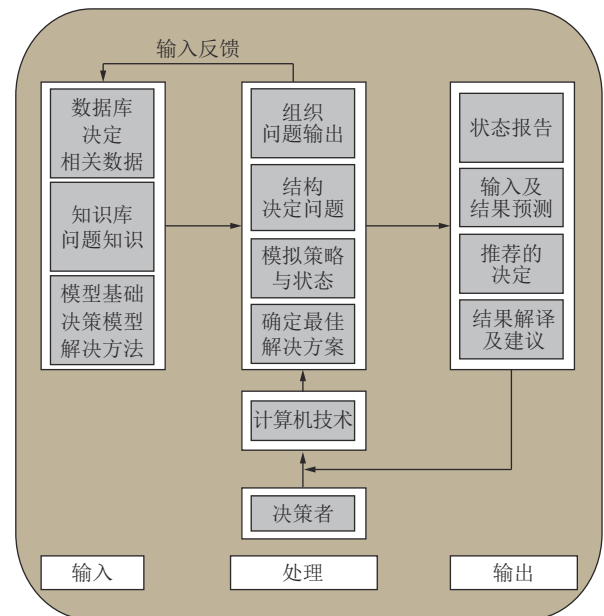


图11 智能决策支持系统<sup>[167]</sup>

Fig.11 Intelligence decision support system<sup>[167]</sup>

目前,深地工程普遍应用云计算环境下的智能决策系统,云计算常分为3个层次:①软件即服务(SaaS);②平台即服务(PaaS);③基础设施即服务(IaaS)。在云计算环境下的智能决策系统中,知识库的所有知识并非先天具备,而是在决策过程中收获部分隐形知识。因此,高效的知识学习能力成为了深地工程智能决策的关键。当前学者们常将AI引入智能决策系统中,赋予其强大的从“抽象数据”到“具体信息”的学习能力。如:李涛等<sup>[168]</sup>以PasS模式进行云计算平台架构,将掌上图像处理与围岩分级技术部署于平台中,采用Mongo作为数据中心的数据库,通过Hadoop、Spark、MapReduce、Mahout等进行大数

据处理及挖掘,成功实现了隧道工程建设中海量数据的自动处理及报表的自动生成,并将报告实时传输给相关责任人;王志坚等<sup>[169]</sup>介绍了由 Bever Control 公司开发的基于 SaaS 模式的智能决策软件。该软件可通过云端进行计算及传输,以实现根据掌子面情况对隧道各施工工序的动态调控。在设备将数据传送至云端后,系统自动生成施工报告,并快速反馈至用户移动端,实现支护设计参数的实时修正;LING 等<sup>[170]</sup>提出了隧道支护动态设计的概念框架。该框架通过 TLS、GPR 等技术进行全要素智能采集,并基于合适的方法进行结构面、涌水量等信息的提取,在完成“采集—解译—聚合”全流程后,利用 AI 方法自动生成数值模型或获取支护参数。此外,亦可通过深地工程建设全要素及支护变形间的非线性关系,反演支护结构应力,并采用支护结构安全系数对其安全性进行评价,以决策出最优支护参数。如:田四明等<sup>[171]</sup>通过上述原则构建了隧道支护体系动态调控及智能决策系统,具体步骤:① 通过多维信息感知系统全面获取隧道内的地质、支护、施工等因素信息,并构建信息样本数据库,以满足智能模型的充分学习;② 采用梯度提升算法、袋装法算法、随机森林算法、极限树算法、XG-Boost 算法、贝叶斯神经网络等 6 种算法建立全要素信息及支护变形之间的非线性关系,并通过对比找出最高精度的智能模型开展后续工作;③ 通过支护结构变形反演其应力,对支护结构安全度进行量化;④ 根据隧道支护结构安全度的冗余值,构建智能决策规则,通过多次迭代优化,为隧道建设提供最佳的支护结构参数及管控方案。

根据上述讨论可知,当前的地下工程智能决策系统可通过处理、分析、解译大量复杂信息,为用户提供智能决策支持。虽如此,其仍有缺陷需进一步解决。重点包括:① 当前系统仍需强化对潜在风险的评估及管理能力,使其更具预测性及主动性;② 完善成本效益分析模块,协助建设单位深入了解各决策对工程成本的影响,为后续建设提出更为明智的工程决策;③ 设计更为直观、友好、易操作的人机交互界面,使现场工程师更易理解各模块的功能;④ 开展实地验证及优化,以确保系统在实际深地工程中的可靠性及适用性。

#### 4 智能深地工程建造系统构建与应用

基于智能建造理念,将智能感知装备、大数据、无线通信、物联网、云计算、AI 等与深地工程建造技术相融合,可构建包含感知、传送、解译、分析、决策等功能于一体的闭环系统。该类系统可实现深地工程

全生命周期的智能运行,包括:风险识别、支护设计、质量管控、生产管理、健康运维、绿色建造等。具体而言:在煤炭工业领域,智能深地工程建造平台可涵盖地测、设计、进度、机电、通风、调度、安全、设备、环保等业务目标<sup>[172-173]</sup>,实现综合智能化平台的完善和集成。通过促进各子系统的协同互馈,提升工程各环节的执行能力,形成深地工程企业上下级系统的高效整合,从而大幅提升工程管理水平。

近年来,诸多学者致力于深地工程转型升级,推动新一代智能技术与深地工程融合创新,形成了大量智能深地工程建造系统,并在工程项目中取得了良好的应用效果(表 6)。以智能矿山建设为例:神华集团自主研发了智能矿山管控软件,并依托锦界煤矿构建了包括综采工作面、矿、矿群等多层次智能化系统<sup>[173]</sup>;WU 等<sup>[174]</sup>构建了煤矿井下动态信息平台,平台由 6 个功能层组成,包括:支持层、感知层、传输层、服务层、数据提取层和应用层等。通过该平台,可提高管理者对煤矿安全管理与后续决策的能力,确保矿山安全开采;毛善君等<sup>[175]</sup>构建了基于 4D GIS 的智能煤矿建设平台,该平台包含:集团决策云层、矿井边缘侧层、终端智能系统层,可实现煤矿的高效安全生产;乔伟等<sup>[176]</sup>结合 Spark 及 HDFS 构建了具备 TB 级数据存储能力的矿山水害大数据存储处理平台,并搭建了基于 LSTM 的矿山突水智能预警系统,为煤矿底板水害智能预测提供了高效的技术平台;赵志志等<sup>[177]</sup>基于云计算、大数据、AI 等,提出了智能矿山综合平台,其可采用统一的数据中心,将多源信息进行读取与存储,为智能化矿山建设提供高效数据管理;张兵等<sup>[178]</sup>构建了包含智能传感、智能自控、云网融合、智能矿山基础信息平台、智能协同管控应用中心于一体的智能化矿山综合管理平台,在煤矿建设中,实现安全监管、生产监控、业务协同等业务目标,促进煤矿建设的整体管理水平;金智新等<sup>[179]</sup>提出了以智能感知、智能传输、智能计算、智能分析、智能决策等为核心的智能矿山装备系统,该系统有效将机器人与 AI 相融合,实现了煤矿生产装备智能化的重大技术突破。

综上,随着深地工程建设改革的不断推动,其智能化水平逐步提升,所构建的智能建设平台系统的业务目标更为广泛,子系统间互馈响应亦更为密切。这使得深地工程愈发具备独立思考、反应、执行能力,最大限度的减少了建设期间的人为因素,基本实现了新一代工业化与信息化融合。然而,未来仍需不断加强深地工程数字资源与信息设施的充分应用,既关注硬件设施的投入与管理,又深入推进软件系统的设计及开发。



表6 智能深地工程建造平台构建与应用

Table 6 Construction and application of intelligent deep earth engineering construction platform

参考文献	主要技术	业务目标	依托项目	应用效果
韩建国 <sup>[173]</sup>	物联网、大数据、机器学习、智能决策等	地测、设计、开采、机电、通风、调度、安全、洗选、装运、环保	锦界煤矿	人员减配6%、工效提升16%、产能增长8%，累计降成本15亿元
WU等 <sup>[174]</sup>	物联网、大数据和云计算等	三维虚拟矿井、安全诊断、安全检查、应急救援	保德煤矿、口孜东煤矿	用户可以通过PLS系统查询矿机信息，并在屏幕上显示矿机的精确位置
WU等 <sup>[180]</sup>	数据库技术、移动信息平台、跨平台web服务、4G网络和AJAX技术	实时查询和处理煤矿生产、安全和管理流程		可实现远程审批、动态信息提醒、统计信息共享、管理自动化，又可实现个人移动办公的无缝对接和低成本
DENG等 <sup>[181]</sup>	物联网、云计算、大数据和AI等	采煤与环境监测、生产日报表、项目进度、人员定位、潜在危险预警		基于J2ME平台，移动用户可以随时随地实时监控矿山情况
毛善君等 <sup>[175]</sup>	大数据、GIS、AI、工业物联网、云计算、数字孪生、智能决策等	数字孪生智能矿山、智能化控制、智能安全监控、智能调度指挥、大数据智能辅助决策	黄陵矿业公司	融合65类应用系统，集成2 600个功能点，形成煤矿智能巡检；煤矿生产全面启动实践降低14 min
赵志志等 <sup>[177]</sup>	云计算、大数据、机器学习、移动互联+等	智能移动监管、生产综合监测、安全指标分析、应急灾害救援、故障报警等	清水营煤矿	基于统一的数据中心进行多源信息的读取与存储
张兵 <sup>[178]</sup>	云计算、移动互联、大数据、机器学习等	生产集中监控、安全融合监视等		实现矿山安全生产管理水平
金智新等 <sup>[179]</sup>	云计算、大数据、5G、物联网、AI	综采、综掘、运输、通风、安控等		
王国法等 <sup>[182]</sup>	物联网、云计算、大数据、AI、自动控制、移动互联网技术、机器人、智能化装备等	数据获取、智能决策、装备研发等		
黄曾华等 <sup>[183]</sup>	虚拟现实、AI、全息投影、数字孪生、5G、大数据、云计算	智能生产、经营管理、决策支持	三道沟煤矿	提高智能化水平、实现子系统智能联动

近年来,我国在深地工程智能建造各领域皆取得了突破性进展,总结如下:①信息智能感知与数据实时响应作为智能建造的基础,已在不断的实践探索中,研发出多种适用于地下工程的智能数据采集传送技术,相较于传统手段,其具有更为精准、可信、稳定的工作性能,能够基本实现地下工程建设及运营中地质信息的远程、实时、动态反馈与管控。然而,其仍存成本昂贵、抗干扰性差、能耗偏高等缺点,需进一步改进。②深地工程信息解译与数据分析作为智能建造的核心,现已基本满足智能化解译及分析多源异构信息的需求。系统能够自动、精准、便捷的提取深地工程“内因+外因+诱因”的地质信息,并深入挖掘各因素间隐藏的内在关联,为深地工程的相关决策任务提供依据。然而,其仍在深地大数据、现场计算能力、自主研发模型等方面有较大进步空间,该领域尚未真正达到可在深地工程领域全面推广的水准。③深地工程动态系统与智能决策是智能建造的关键环节,现有的框架已能够为开发人员提供智能指导。然而,在风险评估管理、人机交互界面、成本效益分析、绿色低碳管控、实地验证与优化、系统可扩展性等方面仍存在

提升的可能。这些问题的解决将有助于智能工程建造系统在实际深地工程中更广泛地应用。

## 5 智能深地工程建造技术壁垒与展望

在深地工程领域,学者们借助成熟的计算机技术已基本建立起“感知-传送-解译-分析-决策”智能建造系统(图12):①基于多维信息感知技术为智能建造系统提供海量数据库;②依托无线通信技术等实现数据的实时响应;③通过AI技术对原始信息加以解译与分析;④借助IDSS系统进行支护参数及管理方案的动态调控及智能决策。尽管深地工程智能建造体系已初见成效,然而立足于深地工程“三高一扰动”的复杂力学特点,其仍旧存在以下典型技术壁垒:①特殊的工程环境易导致传感器老化,从而降低其监测寿命及测量精度,特别是在工程实践中,多维感知系统的应用仍多属“半自动化”,尚未完全达到解放双手的程度;②恶劣的监测场地弥散各类干扰,导致信号质量和可靠度降低,难以对存疑数据进行全面挖掘,并导致无线传输受阻;③数据的滞后响应会导致深地工程大数据平台构建困难。此外,已有数据库标准化程

度各异, 不足以为 AI 保障丰富的训练样本, 限制了对隐藏信息的挖掘, 进而在处理复杂决策任务时表现不佳; ④ 多指标考量往往影响“及时性”感知, 而探索指标间的“合理规则”以求降维可能造成精确度存疑, 如何平衡二者将成为构建智能深地工程的关键。此外, 深地工程赋存地质环境日趋复杂, 但目前常用的预测、评估方法均存在考虑因素不系统、不全面的问题, 这将导致预测结论难以高效指导施工。因此, 在应对“三高一扰动”条件下的挑战时, 深地工程智能建造系统亟需进行优化和升级; ⑤ 原始数据解译、分析后的工程反馈效果不佳, 此类模型尚待优化, 以提高其泛化性能、准确度等; ⑥ 亟待建立深地工程的虚实交互智能平台, 以实现深地工程的远程可视化、一体化诊断分析; ⑦ 由于行业保守性、技术门槛、技术互操作性等问题, 造成智能建造系统在实际工程应用中尚未普及。

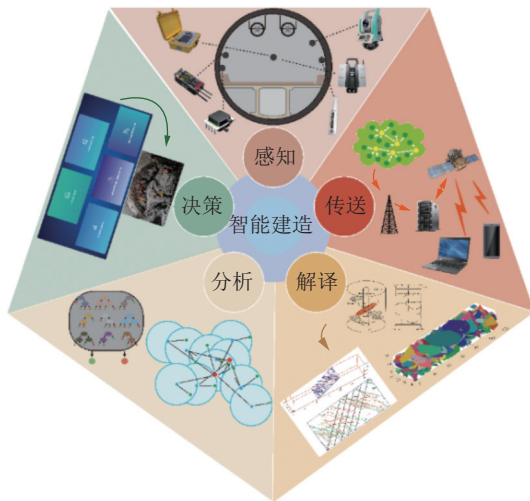


图 12 深地工程全生命周期智能建造思路

Fig.12 Intelligent construction ideas for the entire lifecycle of deep earth engineering

以上问题是实现新一代数字技术与深地工程有机融合所面临的关键性科学问题, 严重制约了深地工程智能化转型发展进程。基于此, 笔者团队基于“感知-传送-解译-分析-决策”的闭环工程管控路径, 针对性提出“多感知、快响应、大数据、优方法、精模型、强平台、易推广”等深地工程智能化发展模块, 如图 13 所示, 并提出如下具体展望 (图 14):

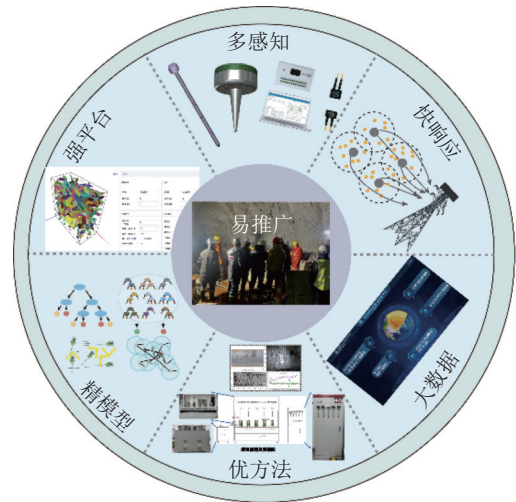


图 13 深地工程智能建造展望

Fig.13 Prospects for intelligent construction of deep earth engineering

(1) 智能感知与信息解译。① 开展智能传感器的深入研发工作。传感器应向微型化、集成化、智能化的方向发展, 具有针对性的解决深地强耦合地质条件下的功耗、寿命、成本等问题。② 关注深地工程全自动化装备的研发。以实现岩体力学测定、结构面空间分布规律及内在发育特征、赋存环境影响因素等的快速、精确反馈。如: 笔者团队研发了适用于深埋隧道的掌子面裂隙识别无人机装备 (图 15), 其核心是基于

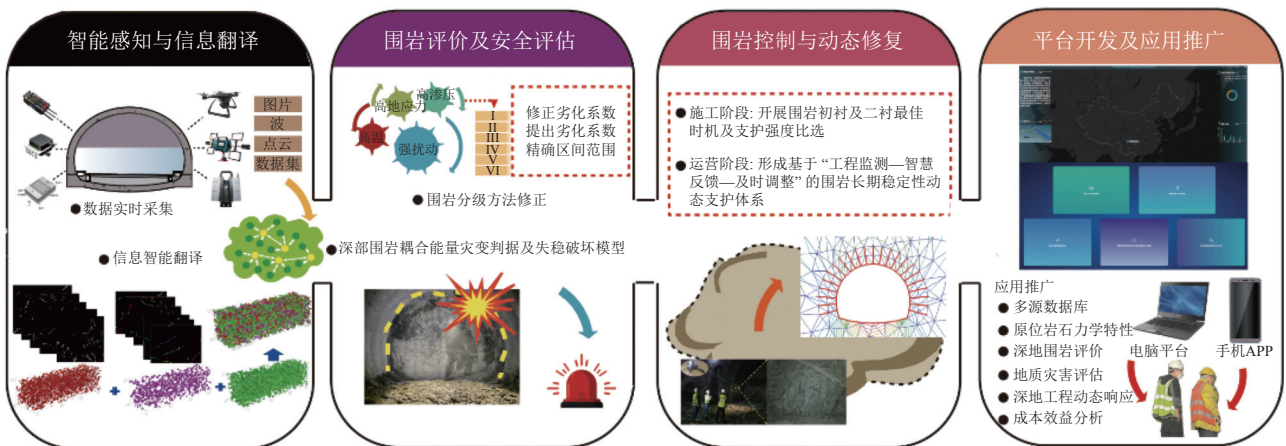


图 14 基于多源信息的深地工程围岩稳定性综合评价与分析系统

Fig.14 A comprehensive evaluation and analysis system for the stability of surrounding rocks in deep earth engineering based on multisource information



深度卷积神经网络的围岩裂隙展布识别架构模型。通过 Python 实现架构模型的代码程序化,使用开源注释工具 Labelme 对前期收集的部分岩体裂隙图像进行标记,随后开展深度训练。最终开发了一套面向用户的深埋隧道裂隙自动识别软件系统。③ 利用 5G 网络技术助力智慧深地工程。借助 5G 的高带宽和低时延,布设于深地工程的传感器可实时上传地质信息与环境参数。同时,5G 的网络切片技术亦可为不同的应用场景提供定制化的网络服务,在深地工程中,这意味着可根据需求分配网络资源,确保关键应用获得所需的带宽和低时延。④ 构建深地科学大数据智慧平台。该平台包含:深地工程大数据库、深部岩石信息大数据库、深地交叉科学大数据库、深地科学大数据智能分析与应用等模块。平台具备深地地质信息库、数据统计分析、数据补全与预测、试验方案优化分析、岩石属性知识图谱、AI 数字实验室等功能,

该大数据平台有望实现深地科学工作者的大数据共建共享,助力智能建造系统的更新迭代。如:笔者团队在自主开发的大数据库中,通过输入试验参数信息,能够预测诸如弹性模量、泊松比等实验结果。其主要思路为:通过相关母岩的历史数据,基于深度学习模型进行建模,并采用 LSTM 提取文本融合低阶语义信息,再结合前馈神经网络提取高阶语义信息,最终通过线性层得到实验结果。⑤ 依托机器学习及数值模拟手段实现多维信息的实时获取。如:基于机器学习模型能够通过前期试验及收集的数据库建立赋存环境及岩石力学强度的关系,从而实现岩石力学信息的快速、经济采集<sup>[184]</sup>;笔者团队建立了非相似椭圆裂隙网络重构理论,从体视学角度探讨了裂隙网络中迹长和椭圆裂隙特征尺寸的对应关系,并开发了岩体三维裂隙网络可视化数值模拟软件,用于进一步解译和获取等效岩体物理力学参数<sup>[185]</sup>。

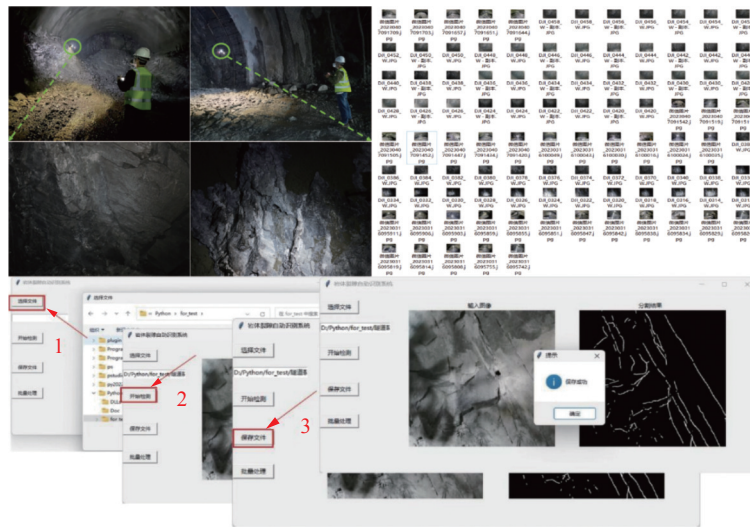


图 15 深埋隧道裂隙自动识别软件系统

Fig.15 A software system for automatic identification of cracks in deep buried tunnels

(2) 围岩评价及安全评估。① 揭示深地强耦合地质条件下岩体的扰动灾变失效机理。具体而言:首先研究深地工程内外动力耦合下的围岩应力动态演变规律,采用能量耗散原理计算考虑微结构演化的岩石各向异性损伤,剖析不同深度原位条件下岩石实时损伤破裂过程;进而从能量角度深入分析不同深度围岩扰动损伤的能量驱动机理与能量耗散差异性规律。最终结合基于微细观特性定义的原位介质属性的动态初始等效损伤变量,探明深部岩石介质属性动态劣化与扰动灾变行为的内在联系。② 构建考虑岩石介质属性和强耦合地质环境影响的岩石本构模型。基于深地强耦合地质条件下深部岩石介质属性特征,结合不同深度岩石结构差异性系数与矿物演变参数表

征不同深度岩石介质属性差异,考虑岩石破裂的内在结构相互作用机制与内部扰动应力场的各向异性演化,利用自洽原理与均匀化理论发展基于离散微观力学理论的滑移裂纹模型,考虑不同深度原位地质环境演变下的特征力学参数差异,进一步构建适用于不同深度强耦合地质条件下的岩石本构模型。③ 提出适应深部特征的围岩分级修正新方法。基于强耦合地质作用下不同深度岩石的扰动力学行为差异性特征。结合研究区工程地质资料及神经网络分析,探索岩体结构、岩性、地应力、地温和扰动卸荷等因素对构造活跃区深部围岩劣化的影响机制,以围岩变形速率、破坏形式等工程响应特征为基准识别影响围岩灾变行为的主控因素,从地质-力学相结合的角度构建基



于强耦合地质条件下扰动岩体工程响应特征的围岩等级修正指标,研究强耦合地质条件对围岩质量、力学特性的控制作用及控制程度,细分影响因素及分级系数,发展适应深地工程强耦合地质条件的围岩分级修正新方法,基于 Hoek-Brown 准则和围岩分级新方法,提出围岩工程力学参数确定方案。④ 发展考虑现场多源工程数据的围岩稳定性评估技术。利用前述建立的岩石本构进行二次开发,模拟分析考虑强耦合地质条件下的深部围岩渐进劣化过程与能量场演化,基于实际环境与岩石介质属性演变,分析岩石即时强度特性并建立以能量演化为核心的承载力模型,集成区域地质、工程监测、室内测试等多源动态信息,引入大数据技术,发展围岩工程数据智慧挖掘技术与权重分配方法,结合深部围岩原位承载力模型,定义能量型稳定因子并划分围岩失稳风险阈值,提出深部围岩失稳智能预警技术。

(3) 围岩控制与动态修复。① 在施工阶段,实时获取深地工程围岩的多源信息,结合深地工程围岩分级修正新方法动态确定围岩工程力学参数,并基于围岩变形和应力等动态调整特征的数据挖掘与智慧分析,开展围岩初衬和二衬最佳时机及支护强度比选,形成强耦合地质条件下围岩开挖响应的短期稳定性控制体系;② 在运营阶段,开展深地工程围岩失稳潜势预测,协同考虑前期开挖和支护作用,重点开展失稳高风险区围岩的多源工程信息挖掘分析及工程力学参数获取,实现围岩强度与变形的智慧反馈,提出深地工程围岩强度的动态补强方案,形成基于“工程监测-智慧反馈-及时调整”的围岩动态支护体系。

(4) 平台开发及应用推广。① 开发基于多源信息的深地工程围岩稳定性综合评价与分析系统。首先,定义系统的主要目标,包含:深地工程多源数据库、深地原位岩石力学特性、深地围岩评价、深地工程地质灾害评估、深地工程动态响应、深地工程成本效益分析、深地工程绿色低碳管控等,进一步开展设计系统架构,包括:系统模块划分、技术选型、数据库设计等,基于此进行后端、前端开发及数据库的实现,经测试后完成部署,并定期维护及优化。通过综合考虑安全、质量、经济、绿色等的冗余,确保平台及时、准确的反馈工程决策。② 开发满足深地工程智能建造所需的 APP。设计更为直观、友好、易用的人机交互界面,使现场工程师能够更加便捷、轻松地理解、操作各项功能并输出结果。制定系统架构以确保系统的可扩展性及灵活性,并设计数据库结构以满足 APP 存储数据的需求。使用适当的技术栈(如: React Native、Flutter 等),开发 APP 的用户界面,确保在不同设备上的

兼容性。运用合适的后端技术(如: Node.js、Django、Spring 等),实现 APP 的后台逻辑与数据处理,并完成数据库开发。完成测试、部署、维护、优化等工作后,进行现场作业人员的培训与应用推广,以确保系统能够有效落地,实现深地工程全施工流程的智能化、数字化、信息化。

## 6 结 论

本研究构建了“感知-传送-解译-分析-决策”的深地工程智能化实践路径,并对智能传感设备、信息化技术、云计算技术、AI、智能决策系统在智能建造体系中的应用进行了全面的回顾,包括:多维信息智能感知、数据实时响应、信息解译、大数据分析、工程智能决策等。基于综述结果,本研究探讨了当前深地工程智能建造技术存在的壁垒,并对后续深地工程智能建设体系搭建了概念框架,针对性提出“多感知、快响应、大数据、优方法、精模型、强平台、易推广”等深地工程智能化发展方向。具体结论如下:

(1) 在深地工程的多维信息采集,诸多新型监测设备得到了广泛应用,包括:光纤传感器、MEMS 传感器、计算机视觉、自动化机器人等。在数据传输领域,深地工程智能监测过程中常采用多种无线通信协议,如: ZigBee、蓝牙、UWB 和 Wi-Fi 等。然而,当前信息感知及数据响应技术尚存提升空间,包括:① 鉴于深地工程特殊的地质环境,需要加强专用传感器的研发,以更好解决传统传感器易老化、信号传输易受干扰等缺陷;② 重点关注深地工程智能巡检机器人的研发,通过融合多类传感器、自动探索技术等,使其能够实现完全自主操作,并集成多项应用,为深地工程建设提供关键数据;③ 在深地工程的无线传输方面,需要加强对数据压缩和数据可靠性等方面的研发,以提高传输效率和数据传输的可靠性。

(2) 深地工程智能监测技术获取的信息主要包括图像、波、点云等,基于对此类数据由繁化简的正确解译,可以形成后期模型训练的海量数据库。传统的深地工程数据分析方法通常在工程数据稀疏时使用,但当数据多源、体量巨大时,机器学习方法可显著提高分析效率及准确度。尽管如此,未来仍需对深地大数据、现场计算能力、自主研发模型等方面进行优化升级。

(3) 深地工程智能决策系统通过 AI 与传统决策支持系统的融合,赋予其强大的从抽象到具体信息的学习能力,使其具备更佳的仿生效果,能够在复杂环境下解决难以定义的决策问题。当前,国家和企业对深地工程智能建造高度重视和大力支持,开展了大量

系统开发和产品应用工作,但其仍在风险评估管理、人机交互界面、成本效益分析、绿色低碳管控、实地验证与优化、系统可扩展性等方面存在不足。

(4) 针对当前深地智能建造的技术壁垒,笔者团队提出如下展望:① 加强全自动化巡检机器人、智能传感器、无线通信系统等技术的深入研发、优化,实现万物智联及通信感知一体化;② 揭示深地强耦合地质条件下岩体的扰动灾变失效机理,构建考虑岩石介质属性和强耦合地质环境影响的岩石本构模型,提出适应深部特征的围岩分级修正新方法,发展考虑现场多源工程数据的围岩稳定性评估技术;③ 在施工阶段,形成强耦合地质条件下围岩开挖响应的短期稳定性控制体系。在运营阶段,形成基于“工程监测-智慧反馈-及时调整”的围岩稳定性动态支护体系;④ 适用于深地工程智能建造的系统、应用等的开发。

#### 参考文献(References):

- [1] 谢和平,张茹,张泽天,等.深地科学与深地工程技术探索与思考[J].煤炭学报,2023,48(11):3959-3978.  
XIE Heping, ZHANG Ru, ZHANG Zetian, et al. Reflections and explorations on deep earth science and deep earth engineering technology[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(11): 3959-3978.
- [2] 谢和平.深部岩体力学与开采理论研究进展[J].煤炭学报,2019,44(5):1283-1305.  
XIE Heping. Research review of the state key research development program of China: Deep rock mechanics and mining theory[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(5): 1283-1305.
- [3] 谢和平,张茹,邓建辉,等.基于“深地-地表”联动的深地科学与地灾防控技术体系初探[J].四川大学学报(工程科学版),2021,53(4):1-12.  
XIE Heping, ZHANG Ru, DENG Jianhui, et al. A preliminary study on the technical system of deep earth science and geo disaster prevention-control based on the “Deep earth-surface” Linkage Strategy[J]. Advanced Engineering Sciences, 2021, 53(4): 1-12.
- [4] ZHANG Anlin, XIE Heping, ZHANG Ru, et al. Mechanical properties and energy characteristics of coal at different depths under cyclic triaxial loading and unloading[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2023, 161(1): 105271.
- [5] ZHANG Anlin, XIE Heping, ZHANG Ru, et al. Dynamic failure behavior of Jinping marble under various preloading conditions corresponding to different depths[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2021, 148(11): 104959.
- [6] 谢和平,李存宝,高明忠,等.深部原位岩石力学构想与初步探索[J].岩石力学与工程学报,2021,40(2):217-232.  
XIE Heping, LI Cunbao, GAO Mingzhong, et al. Conceptualization and preliminary research on deep in situ rock mechanics[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021, 40(2): 217-232.
- [7] 谢和平,张茹,任利,等.复杂艰险山区深埋隧道围岩灾变分析与思考[J].工程科学与技术,2022,54(2):1-20.  
XIE Heping, ZHANG Ru, REN Li, et al. Analysis and reflection on surrounding rock disaster of deep buried tunnel in complex and dangerous mountain areas[J]. Advanced Engineering Sciences, 2022, 54(2): 1-20.
- [8] SIAWCHIAN J, DOMINIC E L O, ERWIN O. State-of-the-art review of geotechnical-driven artificial intelligence techniques in underground soil-structure interaction[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 113: 103946.
- [9] 陈湘生,付艳斌,陈曦,等.地下空间施工技术进展及数智化技术现状[J].中国公路学报,2022,35(1):1-12.  
CHEN Xiangsheng, FU Yanbin, CHEN Xi, et al. Progress in underground space construction technology and technical challenges of digital intelligence[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(1): 1-12.
- [10] 张旭辉,杨文娟,薛旭升,等.煤矿远程智能掘进面临的挑战与研究进展[J].煤炭学报,2022,47(1):579-597.  
ZHANG Xuhui, YANG Wenjuan, XUE Xusheng, et al. Challenges and developing of the intelligent remote control on road-headers in coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1): 579-597.
- [11] 张平松,李圣林,邱实,等.巷道快速智能掘进超前探测技术与发展[J].煤炭学报,2021,46(7):2518-2173.  
ZHANG Pingsong, LI Shenglin, QIU Shi, et al. Advance detection technology and development of fast intelligent roadway drivage[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(7): 2518-2173.
- [12] 王岩,张旭辉,曹现刚,等.掘进工作面数字孪生体构建与平行智能控制方法[J].煤炭学报,2022,47(S1):384-394.  
WANG Yan, ZHANG Xuhui, CAO Xiangang, et al. Construction of digital twin and parallel intelligent control method for excavation face[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(S1): 384-394.
- [13] 齐冲冲,杨星雨,李桂臣,等.新一代人工智能在矿山充填中的应用综述与展望[J].煤炭学报,2021,46(2):688-700.  
QI Chongchong, YANG Xingyu, LI Guichen, et al. Research status and perspectives of the application of artificial intelligence in mine backfilling[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(2): 688-700.
- [14] 康红普,王志根,王国法,等.煤矿千米深井围岩控制及智能开采技术构想[J].煤炭学报,2018,43(7):1789-1800.  
KANG Hongpu, WANG Zhigen, WANG Guofa, et al. Conception for strata control and intelligent mining technology in deep coal mines with depth more than 1 000 m[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(7): 1789-1800.
- [15] 郭昌放,武祥,杨真,等.多源信息融合约束下的工作面电磁波CT探测智能反演方法[J].煤炭学报,2021,46(11):3623-3635.  
GUO Changfang, WU Xiang, YANG Zhen, et al. Intelligent inversion method of electronmagnetic wave CT detection within working face under the constraint of multi-source information fusion[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(11): 3623-3635.
- [16] 林楷奇,郑俊浩,陆新征.数字孪生技术在土木工程中的应用:综述与展望[J].哈尔滨工业大学学报,2023,56(1):1-16.  
LIN Kaiqi, ZHENG Junhao, LU Xinzhen. Digital twin and its applications in civil engineering: Review and outlook[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2023, 56(1): 1-16.

- [17] 刘耀儒, 侯少康, 程立, 等. 水利工程智能建造进展及关键技术[J]. 水利水电技术, 2022, 53(10): 1-20.  
LIU Yaoru, HOU Shaokang, CHENG Li, et al. Advances and key technologies of intelligent construction of hydraulic engineering[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2022, 53(10): 1-20.
- [18] WANG Mingnian, ZHAO Siguang, TONG Jianjun, et al. Intelligent classification model of surrounding rock of tunnel using drilling and blasting method[J]. *Underground Space*, 2021, 6(5): 539-550.
- [19] MEDEIROS S, LANA M S, PEREIRA T M. Evaluation of machine learning methods for rock mass classification[J]. *Neural Computing & Applications*, 2022, 34(6): 4633-4642.
- [20] LI Xiaojun, ZHAO Sicheng, SHEN Yi, et al. Integrated parameter optimization approach: Just-in-time (JIT) operational control strategy for TBM tunnelling[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2023, 135: 105040.
- [21] WU Renjie, FUJITA Y, SOGA K. Integrating domain knowledge with deep learning models: An interpretable AI system for automatic work progress identification of NATM tunnels[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2020, 105: 103558.
- [22] LI Jianbin, JING Liujie, ZHENG Xiaofeng, et al. Application and outlook of information and intelligence technology for safe and efficient TBM construction[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2019, 93: 103097.
- [23] RAVINDER K, AMITA M, VIRENDER R. Security concerns over IoT routing using emerging technologies: A review[J]. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologie*, 2023, 34(7): e4798.
- [24] 李术才, 刘斌, 孙怀凤, 等. 隧道施工超前地质预报研究现状及发展趋势[J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(6): 1090-1113.  
LI Shucai, LIU Bin, SUN Huaifeng, et al. State of art and trends of advanced geological prediction in tunnel construction[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2014, 33(6): 1090-1113.
- [25] 申艳军, 吕游, 王双明, 等. 煤矿采动作用对围岩扰动影响范围的分析[J]. 煤矿安全, 2022, 53(5): 194-202.  
SHEN Yanjun, LÜ You, WANG Shuangming, et al. Analysis of influence range of coal mining on surrounding rock disturbance[J]. *Safety in Coal Mines*, 2022, 53(5): 194-202.
- [26] 李利平, 贾超, 孙子正, 等. 深部重大工程灾害监测与防控技术研究现状及发展趋势[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(8): 2539-2556.  
LI Liping, JIA Chao, SUN Zizheng, et al. Research status and development trend of major engineering disaster prevention and control technology in deep underground[J]. *Journal of Central South University*, 2021, 52(8): 2539-2556.
- [27] CHEN Shimeng, WANG Jiahui, ZHANG Chao, et al. Marine structural health monitoring with optical fiber sensors: A review[J]. *Sensors*, 2023, 23(4): 1877.
- [28] ZHENG Yong, ZHU Zhengwei, XIAO Wang, et al. Review of fiber optic sensors in geotechnical health monitoring[J]. *Optical Fiber Technology*, 2020, 54: 102127.
- [29] NELLEN P M, FRANK A, BROENNIMANN R, et al. Optical fiber Bragg gratings for tunnel surveillance[J]. *Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering*, 2000, 3986: 263-270.
- [30] XIE Xiaoping, FANG Xinqiu, LIU Hongyang, et al. Development and application of a borehole stress meter in rocks surrounding the roadway, based on optical-fiber sensing technology[J]. *Frontiers in Earth Science*, 2023, 10: 1122579.
- [31] LIANG Minfu, FANG Xinqiu, SONG Yang, et al. Research on Three-dimensional stress monitoring method of surrounding rock based on FBG sensing technology[J]. *Sensors*, 2022, 22(7): 2624.
- [32] WANG Jindong, WANG Zhiyuan, JIN Liyang, et al. Dynamic large strain measurement under high-temperature environment using modified FBG sensor and plasma surface treatment[J]. *Optics Express*, 2023, 31(11): 17514.
- [33] 原鹏博, 张文婷, 姚俊, 等. 分布式光纤传感器-砂岩黏接性能试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(10): 1406-1411.  
YUAN Pengbo, ZHANG Wenting, YAO Jun, et al. Experimental research on bonding performance between distributed optical fiber sensor and sandstone[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2023, 42(10): 1406-1411.
- [34] SUN Yijie, CAO Suqian, XU Hongzhong, et al. Application of distributed fiber optic sensing technique to monitor stability of a geogrid-reinforced model slope[J]. *International Journal of Geosynthetics and Ground Engineering*, 2020, 6(2): 1-11.
- [35] MOHAMAD H. Temperature and strain sensing techniques using brillouin optical time domain reflectometry[J]. *Proceedings of SPIE-the International Society for Optical Engineering*, 2012, 8346: 38.
- [36] ITEN M, HAUSWIRTH D, PUZZIN A M. Distributed fiber optic sensor development, testing, and evaluation for geotechnical monitoring applications[J]. *Proceedings of Spie the International Society for Optical Engineering*, 2011, 79(8): 162-165.
- [37] LIU Chang, ZHANG Pingsong, SHANG Jianxuan, et al. Comprehensive research on the failure evolution of the floor in upper mining of deep and thick coal seam[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2022, 206: 104774.
- [38] ZHU Jianxiong, LIU Xinmiao, SHI Qiongfeng, et al. Development trends and perspectives of future sensors and MEMS/NEMS [J]. *Micromachines*, 2020, 11(1): 7.
- [39] 陈湘生, 洪成雨, 苏栋. 智能岩土工程初探[J]. 岩土工程学报, 2022, 44(12): 2151-2159.  
CHEN Xiangsheng, HONG Chengyu, SU Dong. Intelligent geotechnical engineering[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2022, 44(12): 2151-2159.
- [40] MILAD B, STAN B, BRE A S, et al. MEMS technology and applications in geotechnical monitoring: A review[J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33: 052001.
- [41] LIU Huafeng, LUO Zhicai, HU Zhongkun, et al. A review of high-performance MEMS sensors for resource exploration and geophysical applications[J]. *Petroleum Science*, 2022, 19(6): 2631-2648.
- [42] FERRI M, MANCARELLA F, SESHIA A, et al. Fabrication and packaging techniques for the application of MEMS strain sensors



- to wireless crack monitoring in ageing civil infrastructures[J]. *Smart Structures & Systems*, 2010, 6(3): 225–238.
- [43] WANG Honghui, ZOU Dingkan, PENG Peng. A novel high-sensitivity MEMS pressure sensor for rock mass stress sensing[J]. *Sensors*, 2022, 22(19): 7593.
- [44] HAO Qijun, ZHANG Zhaopeng, WANG Xinzhong, et al. Study on mechanical properties and acoustic emission response of deep granite under hydro-mechanical coupling[J]. *Thermal science*, 2023, 27: 631–638.
- [45] ABDOUN T, BENNETT V, DESROSIERS T, et al. Asset management and safety assessment of levees and earthen dams through comprehensive real-time field monitoring[J]. *Geotechnical & Geological Engineering*, 2013, 31(3): 833–843.
- [46] WIDZYK-Capehart E, BARBERÁN A, BRICEÑO M J, et al. Collocated ground deformation and pore pressure measurements in open pit mines: Laboratory testing and analysis of wireless sensing platform [J]. 2019: 381–391.
- [47] HUANG Hongwei, ZHANG Dongming, AYYUB B M. An integrated risk sensing system for geo-structural safety[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2017, 9(2): 13.
- [48] 张延欢, 李利平, 刘洪亮, 等. 隧道围岩结构面数字识别及完整性评价方法[J]. *隧道建设*, 2016, 36(12): 1471–1477.
- ZHANG Yanhuan, LI Liping, LIU Hongliang, et al. Digital identification of evaluation of tunnel surrounding rocks discontinuity[J]. *Tunnel Construction*, 2016, 36(12): 1471–1477.
- [49] 李术才, 刘洪亮, 李利平, 等. 基于数码图像的掌子面岩体结构量化表征方法及工程应用[J]. *岩石力学与工程学报*, 2017, 36(1): 1–9.
- LI Shucai, LIU Hongliang, LI Liping, et al. A quantitative method for rock structure at working faces of tunnels based on digital images and its application[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2017, 36(1): 1–9.
- [50] LI Liping, CUI Lanyu, LIU Hongliang, et al. A method of tunnel critical rock identification and stability analysis based on a laser point cloud[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2020, 13(13): 538.
- [51] QIN Chengshuai, MA Chuanyi, LI Liping, et al. Development and application of an intelligent robot for rock mass structure detection: A case study of Letuan tunnel in Shandong, China[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2023, 169: 105419.
- [52] SUN Shangqu, LI Shucai, LI Liping, et al. Structural planes surveying and fractal dimension characteristics of tunnel face based on digital photogrammetry[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2018, 11(20): 622.
- [53] SONG Qing, WU Yingqi, XIN Xueshi, et al. Real-time tunnel crack analysis system via deep learning[J]. *IEEE Access*, 2019, 99: 86–97.
- [54] 张浩, 卿黎, 邱士利, 等. 三维激光扫描在隧洞围岩结构信息获取中的应用研究[J]. *黄金科学技术*, 2023, 31(2): 313–322.
- ZHANG Hao, QING Li, QIU Shili, et al. Application of three-dimensional laser scanning in extracting rock mass structure information of tunnel[J]. *Gold Science and Technology*, 2023, 31(2): 313–322.
- [55] LEI Bin, REN Yali, WANG Ning, et al. Design of a new low-cost unmanned aerial vehicle and vision-based concrete crack inspection method [J]. *Structural Health Monitoring*, 2020, 19(54): 147592171989886.
- [56] HU Da, LI Yongsuo, YANG Xian, et al. Experiment and application of NATM tunnel deformation monitoring based on 3D laser scanning[J]. *Hindawi*, 2023, 2023: 13.
- [57] WU Na, LIANG Zhengzhao, TAO Yan, et al. Sensitivity analysis of fracture geometry parameters on the mechanical behavior of rock mass with an embedded three-dimensional fracture network[J]. *Applied Sciences-Basel*, 2022, 12(18): 9284.
- [58] BUYER A, AICHINGER S, SCHUBERT W. Applying photogrammetry and semi-automated joint mapping for rock mass characterization-ScienceDirect[J]. *Engineering Geology*, 2020, 264: 105332.
- [59] 武俊. 煤矿机器人关键共性技术与发展探讨[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(S1): 1–3.
- WU Jun. Discussion on key common technologies and development coal mine robots[J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(S1): 1–3.
- [60] 葛世荣, 胡而已, 李允旺. 煤矿机器人技术新进展及新方向[J]. *煤炭学报*, 2023, 48(1): 54–73.
- GE Shirong, HU Eryi, LI Yunwang. New progress and direction of robot technology in coal mine[J]. *Journal of China Coal Society*, 2023, 48(1): 54–73.
- [61] ELISABETH M, JUAN G, ROBERTO M, et al. Tunnel structural inspection and assessment using an autonomous robotic system[J]. *Automation in Construction*, 2018, 87: 117–126.
- [62] YU Z, PEIYU H, BO Y, et al. Design and motion simulation of a soft robot for crawling in pipes[J]. *Applied Bionics and Biomechanics*, 2023, 2023: 8.
- [63] 李利平, 贾超, 孙子正, 等. 深部重大工程灾害监测与防控技术研究现状及发展趋势 [J]. *中南大学学报 (自然科学版)*, 2021, 52(8): 2539–2556.
- LI Liping, JIA Chao, SUN Zizheng, et al. Research status and development trend of major engineering disaster prevention and control technology in deep underground [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2021, 52(8): 2539–2556.
- [64] 焦峰, 梁文科, 张鑫景, 等. 基于 MPC 的煤矿巡检机器人轨迹跟踪技术研究[J]. *煤炭技术*, 2022, 41(5): 212–215.
- JIAO Feng, LIANG Wenke, ZHANG Luanjing, et al. Research on trajectory tracking technology of coal mine inspection robot based on MPC[J]. *Coal Technology*, 2022, 41(5): 212–215.
- [65] SONG B, MIAO H, XU L. Path planning for coal mine robot via improved ant colony optimization algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2021, 9(1): 283–289.
- [66] WANG Lixin, XU Shuoshuo, QIU Junling, et al. Automatic monitoring system in underground engineering construction: Review and prospect[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2020, 2020(5): 1–16.
- [67] FIRDAUS, NUGROHO E, SAHRONI A. ZigBee and Wifi network interface on wireless sensor networks[C]//Proceedings of the 2014 Makassar International Conference on Electrical Engineering and Informatics (MICEEI). Makassar, Indonesia, 2014: 26–30.

- [68] WANG Yan, ZHANG Haonan, WANG Mingyong, et al. Distributed micro-energy harvesting for next generation of IoT in various scenarios[J]. *Journal of Micromechanics and Microengineering*, 2023, 33(8): 083001.
- [69] LEE Jinshyan, SU Yuwei, SHEN Chungchou. A comparative study of wireless protocols: Bluetooth, UWB, ZigBee, and Wi-Fi [C]//Proceedings of the IEEE, 2007.
- [70] MO L I, LIU Yunhao. Underground coal mine monitoring with wireless sensor networks[J]. *Acm Transactions on Sensor Networks*, 2009, 5(2): 1–29.
- [71] 江敏, 王振翀. 基于 ZigBee 的矿井压力智能采集装置设计[J]. *工矿自动化*, 2012, 38(10): 77–78.  
WANG Min, WANG Zhenchong. Design of intelligent collecting device of mine pressure based on ZigBee[J]. *Industry and Mine Automation*, 2012, 38(10): 77–78.
- [72] CHEN Lan, HONG Wei, JIANG Zhiyuan. Research on multi-sensor wireless network based on complex tunnel engineering and its data pushing method[C]//Proceedings of the 2019 Photonics & Electromagnetics Research Symposium - Fall (PIERS - Fall), 2019.
- [73] LI Yonggang, HE Bin, WANG Youming. Optimal sensor placement for underground tunnel monitoring via wireless sensor networks[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2021, 2021(1): 1–8.
- [74] YIN Guansheng, GAO Jianguo, SHI Minghui, et al. Tunnel crack recognition method under image block[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2022, 22(2): 148–159.
- [75] 赵毅鑫, 许多, 孙波, 等. 基于无人机红外遥感和边缘检测技术的采动地裂缝辨识[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(2): 624–637.  
ZHAO Yixin, XU Duo, SUN Bo, et al. Investigation on ground fissure identification using UAV infrared remote sensing and edge detection technology[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(2): 624–637.
- [76] CHO Hyunwoo, YOON Hyukjin, PARK Jungjun. Experimental investigation on image-based crack recognition characteristics[J]. *Advanced Materials Research*, 2015, 1110: 191–194.
- [77] BOLKAS D, VAZAIOS I, PEIDOU A, et al. Detection of rock discontinuity traces using terrestrial lidar data and space-frequency transforms[J]. *Geotechnical and Geological Engineering*, 2018, 36(3): 1745–1765.
- [78] 王培珍, 丁海涛, 刘纯利, 等. 基于结构元的煤显微图像轮廓提取算法[J]. *煤炭学报*, 2014, 39(S1): 285–288.  
WANG Peizhen, DING Haitao, LIU Chunli, et al. Coal microscope image contour extraction algorithm based on structuring elements[J]. *Journal of China Coal Society*, 2014, 39(S1): 285–288.
- [79] 胡琪鑫, 徐亚. 地球物理信号特征识别与解释的机器学习方法及应用综述[J]. *地球物理学进展*, 2022, 37(6): 2395–2407.  
HU Qixin, XU Ya. Review of machine learning and application of geophysical signal feature recognition and interpretation[J]. *Progress in Geophysics*, 2022, 37(6): 2395–2407.
- [80] NAL H T, BAIFTI F. Evolutionary design of neural network architectures: A review of three decades of research[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2021, 55: 1723–1802.
- [81] TIAN Youhui. Artificial intelligence image recognition method based on convolutional neural network algorithm[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 125731.
- [82] VINOD K, KALPANA D, ANUJ S. Problem formulations and solvers in linear SVM: A review[J]. *Artificial Intelligence Review: An International Science and Engineering Journal*, 2019, 52(2): 803–855.
- [83] BLOCKEEL H, DEVOS L, FRENAY B, et al. Decision trees: From efficient prediction to responsible AI [J]. *Frontiers In Artificial Intelligence*, 2023, 6: 1124553.
- [84] QIAO Lan, DENG Naifu, LI Qingwen, et al. Multi-CrackNet: A fast segmentation and quantification combined method for rock discontinuity traces by capturing an image[J]. *Geofluids*, 2022, 2022(4): 1–22.
- [85] ASADI M, SADEGHI M T, BAFGHI A Y. A multi-classifier system for rock mass crack segmentation based on convolutional neural networks [C]//Proceedings of the International Computer Conference, Computer Society of Iran, 2021.
- [86] LI Jinbei, TIAN Yu, CHEN Juan, et al. Rock crack recognition technology based on deep learning[J]. *Sensors*, 2023, 23(12): 5421.
- [87] 王培涛, 刘智超, 马驰, 等. 基于 Hough 检测的节理岩体迹线信息快速识别方法与应用研究[J]. *岩土力学*, 2022, 43(10): 2887–2897.  
WANG Peitao, LIU Zhichao, MA Chi, et al. Investigation of fast identification of joint traces information of rock mass based on Hough detection method and its application[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2022, 43(10): 2887–2897.
- [88] 薛东杰, 唐麒淳, 王傲, 等. 基于 FCN 的岩石混凝土裂隙几何智能识别[J]. *岩石力学与工程学报*, 2019, 38(S2): 3393–3403.  
XUE Dongjie, TANG Qichun, WANG Ao, et al. FCN-based intelligent identification of crack geometry in rock or concrete[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2019, 38(S2): 3393–3403.
- [89] CHEN Jiayao, ZHOU Mingliang, HUANG Hongwei, et al. Automated extraction and evaluation of fracture trace maps from rock tunnel face images via deep learning[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2021, 142: 104745.
- [90] LIU Chun, TANG Chaosheng, SHI Bin, et al. Automatic quantification of crack patterns by image processing[J]. *Computers & Geosciences*, 2013, 57: 77–80.
- [91] ZHANG Yuezheng, JI Hongguang, LI Wenguang, et al. Research on rapid evaluation of rock mass quality based on ultrasonic borehole imaging technology and fractal method[J]. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2021, 2021(3): 1–9.
- [92] YANG Sen, LIU Shimin, ZHANG Nong, et al. A fully automatic-image-based approach to quantifying the geological strength index of underground rock mass[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2021, 140(4): 104585.
- [93] LI Ning, FAN Liuming. Intelligent interpretation of digital images of rock joints based on pattern recognition[J]. *Progress in Natural Science: Materials International*, 2004, 14(5): 443–447.
- [94] 谢韬, 李亚阁. 基于数字摄影测量技术的岩石表面分形维研究[J]. *武汉大学学报*, 2013, 46(3): 345–348, 370.  
XIE Tao, LI Yage. Rock surface fractal dimension analysis based

- on digital camera measurement technology[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2013, 46(3): 345–348,370.
- [95] 郭立钱, 廖俊必, 钟方平, 等. 基于数字图像处理和SVM的岩体裂隙迹线自动检测[J]. *四川大学学报: 工程科学版*, 2012, 44(6): 203–210.
- GUO Liqian, LIAO Junbi, ZHONG Fangping, et al. Automated detection of rock discontinuity trace based on digital image processing and SVM[J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2012, 44(6): 203–210.
- [96] 张愉玲, 邢会林, 李三忠, 等. 基于蚁群和Canny边缘检测算子混合算法的二维岩石图像裂隙特征提取与修复研究[J]. *大地构造与成矿学*, 2021, 45(1): 242–251.
- ZHANG Yuling, XING Huilin, LI Sanzhong, et al. Research on crack feature extraction and restoration in 2D rock images based on a hybrid algorithm of ant colony and canny edge detection operators[J]. *Geotectonica et Metallogenia*, 2021, 45(1): 242–251.
- [97] LENG Biao, YANG Hui, HOU Gaopeng, et al. Rock mass trace line identification incorporated with grouping algorithm at tunnel faces[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2021, 110(2): 103810.
- [98] CHEN Jiayao, YANG Tongjun, ZHANG Dongming, et al. Deep learning based classification of rock structure of tunnel face[J]. *Geoscience Frontiers*, 2021, 12(1): 395–404.
- [99] CHEN Jiayao, ZHANG Dongming, HUANG Hongwei, et al. Image-based segmentation and quantification of weak interlayers in rock tunnel face via deep learning[J]. *Automation in Construction*, 2020, 120(8): 103371.
- [100] DEB D, HARIHARAN S, RAO U M, et al. Automatic detection and analysis of discontinuity geometry of rock mass from digital images[J]. *Computers & Geosciences*, 2008, 34(2): 115–126.
- [101] LEMY F, HADJIGEORGIOU J. Discontinuity trace map construction using photographs of rock exposures[J]. *International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences*, 2003, 40(6): 903–917.
- [102] 柳厚祥, 李汪石, 查焕奕, 等. 基于深度学习技术的公路隧道围岩分级方法[J]. *岩土工程学报*, 2018, 40(10): 1809–1817.
- LIU Houxiang, LI Wangshi, ZHA Huanyi, et al. Method for surrounding rock mass classification of highway tunnels based on deep learning technology[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2018, 40(10): 1809–1817.
- [103] HE Peng, SUN Shangqu, WANG Gang, et al. Gaussian process model of surrounding rock classification based on digital characterization of rock mass structure and its application[J]. *Hindawi*, 2020, 2020(12): 1–15.
- [104] FEKETE S, DIEDERICH S M. Integration of three-dimensional laser scanning with discontinuum modelling for stability analysis of tunnels in blocky rockmasses[J]. *International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences*, 2013, 57: 11–23.
- [105] 陈娜, 蔡小明, 夏金梧, 等. 基于三维激光点云技术的岩体结构面智能解译[J]. *地球科学*, 2021, 46(7): 2351–2361.
- CHEN Na, CAI Xiaoming, XIA Jinwu, et al. Intelligent interpretation of rock mass discontinuity based on three-dimensional laser point cloud[J]. *Earth Science*, 2021, 46(7): 2351–2361.
- [106] GE Yunfeng, CAO Bei, TANG Huiming. Rock discontinuities identification from 3D point clouds using artificial neural network[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2022, 55(1): 1705–1720.
- [107] CHEN Jiayao, HUANG Hongwei, ANTHONY GC, et al. Machine learning-based classification of rock discontinuity trace: Smote oversampling integrated with GBT ensemble learning[J]. *International Journal of Mining Science and Technology*, 2021, 32(6): 309–322.
- [108] GE Yunfeng, TANG Huiming, XIA Ding, et al. Automated measurements of discontinuity geometric properties from a 3D-point cloud based on a modified region growing algorithm[J]. *Engineering Geology*, 2018, 242: 44–54.
- [109] ZHANG Keshen, WU Wei, ZHU Hehua, et al. A modified method of discontinuity trace mapping using three-dimensional point clouds of rock mass surfaces[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2020, 12(3): 16.
- [110] LI Xiaojun, CHEN Ziyang, CHEN Jianqin, et al. Automatic characterization of rock mass discontinuities using 3D point clouds[J]. *Engineering Geology*, 2019, 259: 105131.
- [111] CUI Yaodong, CHEN Ren, CHU Wenbo, et al. Deep learning for image and point cloud fusion in autonomous driving: A review[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, PP(99): 1–18.
- [112] QI C R, CHEN Xinlei, LITANY O, et al. ImVoteNet: Boosting 3D object detection in point clouds with image votes [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 2020: 4403–4412.
- [113] CHEN Na, DU Changjie, DING Xiang. Intelligent interpretation of the geometric properties of rock mass discontinuities based on an unmanned aerial vehicle [J]. *Frontiers in Earth Science*, 2021, 9: 711866.
- [114] 王培涛, 马驰, 刘智超, 等. 基于立体成像技术的矿山岩体质量快速分级方法研究[J]. *黄金*, 2022, 43(3): 27–32,39.
- WANG Peitao, MA Chi, LIU Zhichao, et al. Research on rapid classification method of mine rock mass quality based on stereoscopic imaging technology[J]. *Gold*, 2022, 43(3): 27–32,39.
- [115] GE Yunfeng, CHEN Qian, TANG Huiming, et al. A semi-automatic approach to quantifying the geological strength index using terrestrial laser scanning[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2023, 56(2): 6559–6579.
- [116] DI Kaichang, YUE Zongyu, LIU Zhaoqin, et al. Automated rock detection and shape analysis from mars rover imagery and 3D point cloud data[J]. *Journal of Earth Science*, 2013, 24(1): 125–135.
- [117] CHEN Na, CAI Xiaoming, LI Shu, et al. Automatic extraction of rock mass discontinuity based on 3D laser scanning[J]. *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, 2021, 54(1): 2020–2054.
- [118] YI Xiaoyu, FENG Wenkai, WANG Di, et al. An efficient method for extracting and clustering rock mass discontinuities from 3D point clouds[J]. *Acta Geotechnica*, 2023, 18(7): 3485–3503.
- [119] DREWS T, MIERNIK G, ANDERS K, et al. Validation of fracture data recognition in rock masses by automated plane detection



- in 3D point clouds[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2018, 109: 19–31.
- [120] SUN Wenxiao, WANG Jian, YANG Yikun, et al. Rock mass discontinuity extraction method based on multiresolution supervoxel segmentation of point cloud[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 8436–8446.
- [121] LI Shucai, LIU Bin, XU Xinji, et al. An overview of ahead geological prospecting in tunneling[J]. *Tunnelling & Underground Space Technology*, 2017, 63: 69–94.
- [122] 邱道宏, 李术才, 张乐文, 等. 基于 TSP203 系统和 GA-SVM 的围岩超前分类预测[J]. *岩石力学与工程学报*, 2010, 29(S1): 3221–3226.  
 QIU Daohong, LI Shucai, ZHANG Lewen, et al. Prediction of surrounding rock classification in advance based on tsp203 system and GA-SVM[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2010, 29(S1): 3221–3226.
- [123] ANDISHEH A, ALI M, REZA N, et al. Prediction of geological hazardous zones in front of a tunnel face using TSP-203 and artificial neural networks[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2008, 23(6): 711–717.
- [124] SINGH R, VISHAL V, SINGH T N, et al. A comparative study of generalized regression neural network approach and adaptive neuro-fuzzy inference systems for prediction of unconfined compressive strength of rocks[J]. *Neural Computing & Applications*, 2013, 23(2): 499–506.
- [125] ESMAILZADEH A, MIKAEIL R, SHAFEI E, et al. Prediction of rock mass rating using TSP method and statistical analysis in Semnan Rooziyeh spring conveyance tunnel[J]. *Tunnelling & Underground Space Technology*, 2018, 79: 224–230.
- [126] 陈培帅, 袁青, 张子平, 等. 基于卷积神经网络的隧道富水破碎带地质超前预报图像解译方法[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2022(1): 196–207.  
 CHEN Peishuai, YUAN Qing, ZHANG Ziping, et al. A convolutional neural network based image interpretation method for geological advance prediction of tunnel water rich and broken zone[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2022(1): 196–207.
- [127] LIU Maomao, LIU Zonghui, ZHOU Dong, et al. Recognition method of typical anomalies during karst tunnel construction using GPR attributes and Gaussian processes[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2020, 13(16): 791.
- [128] LI Jiaming, TANG Shibin, WENG Fangwen, et al. Waveform recognition and process interpretation of microseismic monitoring based on an improved LeNet5 convolutional neural network[J]. *Journal of Central South University*, 2023, 30(3): 904–918.
- [129] JIANG Ruochen, DAI Feng, LIU Yi, et al. Fast marching method for microseismic source location in cavern-containing rockmass: performance analysis and engineering application[J]. *Engineering*, 2021, 7(7): 1023–1034.
- [130] TZOU H K, CHU Taisheng, LIU Taiyi. Enhancing the safety management of NATM using the tunnel seismic prediction method: A case study[J]. *Innovative Infrastructure Solutions*, 2020, 5(3): 106.
- [131] LIU Hai, YUE Yunpeng, LIU Chao, et al. Automatic recognition and localization of underground pipelines in GPR B-scans using a deep learning model[J]. *Tunnelling And Underground Space Technology*, 2023, 134: 104861.
- [132] EHRET B. Pattern recognition of geophysical data[J]. *Geoderma: An International Journal of Soil Science*, 2011, 160(1): 111–125.
- [133] 申艳军, 徐光黎, 张璐, 等. 基于 Hoek-Brown 准则的开挖扰动引起围岩变形特性研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2010, 29(7): 1355–1362.  
 SHEN Yanjun, XU Guangli, ZHANG Lu, et al. Research on characteristics of rock deformation caused by excavation disturbance based on Hoek-Brown criterion[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2010, 29(7): 1355–1362.
- [134] 王明年, 陈炜韬, 刘大刚, 等. 公路隧道岩质和土质围岩统一亚级分级标准研究[J]. *岩土力学*, 2010, 31(2): 547–552.  
 WANG Mingnian, CHEN Weitao, LIU Dagang, et al. Study of unified standard of rocky and soil surrounding rock sub-classification in road tunnels[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2010, 31(2): 547–552.
- [135] 王明年, 刘大刚, 刘彪, 等. 公路隧道岩质围岩亚级分级方法研究[J]. *岩土工程学报*, 2009, 31(10): 1590–1594.  
 WANG Mingnian, LIU Dagang, LIU Biao, et al. Methods for surrounding rock sub-classification of road tunnels[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2009, 31(10): 1590–1594.
- [136] JING Lanru. A review of techniques, advances and outstanding issues in numerical modelling for rock mechanics and rock engineering[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2003, 40(3): 283–353.
- [137] WANG Jun, APEL D B, PU Yuanyuan, et al. Numerical modeling for rockbursts: A state-of-the-art review[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2021, 13(2): 457–478.
- [138] MIJO N, ROJE-Bonacci T, ADNAN I. Overview of the numerical methods for the modelling of rock mechanics problems[J]. *Tehnicki Vjesnik*, 2016, 23(2): 627–637.
- [139] ZHANG Nanlin, LUO Zhifeng, CHEN Zhangxin, et al. Thermal-hydraulic-mechanical-chemical coupled processes and their numerical simulation: A comprehensive review[J]. *Acta Geotechnica*, 2023, 18(12): 1–22.
- [140] KAYA A, SAYIN A. Engineering geological appraisal and preliminary support design for the Salarha Tunnel, Northeast Turkey[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2019, 78(2): 1095–1112.
- [141] PALMER A C, MAIR R. Ground movements above tunnels: A method for calculating volume loss[J]. *Canadian Geotechnical Journal*, 2011, 48(3): 451–457.
- [142] DING Zhi, WEI Xinjiang, WEI Gang. Prediction methods on tunnel-excavation induced surface settlement around adjacent building[J]. *Geomechanics and Engineering*, 2017, 12(2): 185–195.
- [143] CARRANZA-Torres C, FAIRHURST C. Application of the convergence-confinement method of tunnel design to rock masses that satisfy the Hoek-Brown failure criterion[J]. *Tunnelling & Underground Space Technology*, 2000, 15(2): 187–213.
- [144] ZHANG Wengang, GU Xin, HONG Li, et al. Comprehensive review of machine learning in geotechnical reliability analysis: AI-

- gorithms, applications and further challenges[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 136(4): 110066.
- [145] LI Jianbin, CHEN Zuyu, LI Xu, et al. Feedback on a shared big dataset for intelligent TBM Part II: Application and forward look[J]. *Underground Space*, 2023, 11(1): 26–45.
- [146] LI Jianbin, CHEN Zuyu, LI Xu, et al. Feedback on a shared big dataset for intelligent TBM Part I: Feature extraction and machine learning methods[J]. *Underground Space*, 2023, 11(1): 1–25.
- [147] ZHAO Siguang, WANG Mingnian, YI Wenhao, et al. Intelligent classification of surrounding rock of tunnel based on 10 machine learning algorithms[J]. *Applied Sciences-Basel*, 2022, 12(5): 2656.
- [148] ZHOU Mingliang, CHEN Jiayao, HUANG Hongwei, et al. Multi-source data driven method for assessing the rock mass quality of a NATM tunnel face via hybrid ensemble learning models[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2021, 147(6): 104914.
- [149] MA Junjie, LI Tianbin, LI Xiang, et al. A probability prediction method for the classification of surrounding rock quality of tunnels with incomplete data using Bayesian networks[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 19846.
- [150] LI Wen, TAN Zhuoying. Research on rock strength prediction based on least squares support vector machine[J]. *Geotechnical and Geological Engineering*, 2017, 35(1): 385–393.
- [151] LEI Yu, ZHOU Shengtao, LUO Xuedong, et al. A comparative study of six hybrid prediction models for uniaxial compressive strength of rock based on swarm intelligence optimization algorithms[J]. *Frontiers In Earth Science*, 2022, 10: 930130.
- [152] HUANG Jiandong, ZHANG Jia, GAO Yuan. Intelligently predict the rock joint shear strength using the support vector regression and firefly algorithm[J]. *Lithosphere*, 2021, 2021(4): 2467126.
- [153] WANG Xin, ZHU Hehua, ZHU Mengqi, et al. An integrated parameter prediction framework for intelligent TBM excavation in hard rock[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2021, 118(4): 104196.
- [154] XU Chen, LIU Xiaoli, WANG Enzhi, et al. Prediction of tunnel boring machine operating parameters using various machine learning algorithms[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2021, 109(5): 103699.
- [155] ZHOU Jingchun, YANG Tongyu, ZHANG Weishi. Underwater vision enhancement technologies: A comprehensive review, challenges, and recent trends[J]. *Applied Intelligence*, 2023, 53(3): 3594–3621.
- [156] WANG Chao, XU Jianhui, LI Yuefeng, et al. Optimization of BP neural network model for rockburst prediction under multiple influence factors[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(4): 2741.
- [157] YANG Gang, LI Tianbin, MA Chunchi, et al. Intelligent rating method of tunnel surrounding rock based on one-dimensional convolutional neural network[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology*, 2022, 42(5): 1–19.
- [158] ZHENG S, JIANG A N, LUO G C. A new reliability rock mass classification method based on least squares support vector machine optimized by bacterial foraging optimization algorithm[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2020, 2020(1): 1–13.
- [159] MENG Wenzhao, WU Wei. Machine Learning-aided prediction of the mechanical properties of frozen fractured rocks[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2023, 56(1): 261–273.
- [160] HASSAN A, SANUADE O A, OLASEENI O G. Prediction of physico-mechanical properties of intact rocks using artificial neural network[J]. *Acta Geophysica*, 2021, 69(5): 1769–1788.
- [161] FENG Shangxin, CHEN Zuyu, LUO Hua, et al. Tunnel boring machines (TBM) performance prediction: A case study using big data and deep learning[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2021, 110(3): 103636.
- [162] DING Xiaobin, XIE Yuxuan, XUE Haowen, et al. A new approach for developing EPB-TBM disc cutter wear prediction equations in granite stratum using backpropagation neural network[J]. *Tunnelling And Underground Space Technology*, 2022, 128(4): 104654.
- [163] ELBAZ K, ZHOU Annan, SHEN Shuilong. Deep reinforcement learning approach to optimize the driving performance of shield tunnelling machines[J]. *Tunnelling And Underground Space Technology*, 2023, 136: 105104.
- [164] ZHANG Min. Classification Prediction of rockburst in railway tunnel based on hybrid pso-bp neural network[J]. *Geofluids*, 2022, 2022: 1–8.
- [165] MAHMOODZADEH A, MOHAMMADI M, NOORI K M G. Presenting the best prediction model of water inflow into drill and blast tunnels among several machine learning techniques[J]. *Automation in Construction*, 2021, 127: 103719.
- [166] GUO Jiang, GUO Jingwen, ZHANG Qinli, et al. Research on rockburst classification prediction based on BP-SVM model[J]. *Ieee Access*, 2022, 10(3): 50427–50447.
- [167] PHILLIPS-Wren G, MORA M, FORGIONNE G A, et al. An integrative evaluation framework for intelligent decision support systems[J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 195(3): 642–652.
- [168] 李涛, 仇文革, 李斌, 等. 基于物联网及云计算的隧道掌子面地质信息管理研究[J]. *现代隧道技术*, 2016, 53(6): 18–24.
- LI Tao, QIU Wenge, LI Bin, et al. Management of geological information at the tunnel face based on the internet of things and cloud computing[J]. *Modern Tunnelling Technology*, 2016, 53(6): 18–24.
- [169] 王志坚, 童建军. 钻爆法隧道智能建造技术研究综述与展望[J]. *隧道建设 (中英文)*, 2023, 43(4): 529–548.
- WANG Zhijian, TONG Jianjun. Overview and prospect of researches on intelligent engineering technologies for tunnels constructed by drilling-and-blasting method[J]. *Tunnel Construction*, 2023, 43(4): 529–548.
- [170] LING Jiaxin, LI Xiaojun, LI Haijiang, et al. Data acquisition-interpretation-aggregation for dynamic design of rock tunnel support[J]. *Automation In Construction*, 2022, 143(2): 104577.
- [171] 田四明, 李术才, 刘大刚, 等. 隧道主动支护体系全过程信息化动态设计与智能决策方法研究[J]. *铁道学报*, 2023, 45(11): 1–11.
- TIAN Siming, LI Shucai, LIU Dagang, et al. Research on dynamic design and intelligent decision-making method for whole process

- informatization of tunnel active support system[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2023, 45(11): 1–11.
- [172] 徐剑安, 贾连辉, 荆留杰, 等. 隧道智能施工协同管控技术研究与应用[J]. *中国铁道科学*, 2023, 44(4): 133–143.  
XU Jianan, JIA Lianhui, JING Liujie, et al. Research and application of collaborative management and control technology for intelligent tunnel construction[J]. *China Railway Science*, 2023, 44(4): 133–143.
- [173] 韩建国. 神华智能矿山建设关键技术研发与示范[J]. *煤炭学报*, 2016, 41(12): 3181–3189.  
HAN Jianguo. Key technology research and demonstration of intelligent mines in Shenhua Group[J]. *Journal of China Coal Society*, 2016, 41(12): 3181–3189.
- [174] WU Yaqin, CHEN Mengmeng, WANG Kai, et al. A dynamic information platform for underground coal mine safety based on internet of things[J]. *Safety Science*, 2019, 113(3): 9–18.
- [175] 毛善君, 景超, 李团结, 等. 基于4DGIS的智能化矿区云平台关键技术研究及应用[J]. *煤炭学报*, 2023, 48(7): 2626–2640.  
MAO Shanjun, JING Chao, LI Tuanjie, et al. Research and application of key technologies of intelligent mining area cloud platform based on 4DGIS[J]. *Journal of China Coal Society*, 2023, 48(7): 2626–2640.
- [176] 乔伟, 靳德武, 王皓, 等. 基于云服务的煤矿水害监测大数据智能预警平台构建[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(7): 2619–2627.  
QIAO Wei, JIN Dewu, WANG Hao, et al. Development of big data intelligent early warning platform for coal mine water hazard monitoring based on cloud service[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(7): 2619–2627.
- [177] 赵志志. 煤矿智能化综合管控平台设计[J]. *工矿自动化*, 2022, 48(S2): 70–73.  
ZHAO Zhizhi. Design of intelligent comprehensive control platform for coal mine[J]. *Journal of Mine Automation*, 2022, 48(S2): 70–73.
- [178] 张兵. 煤矿智能化综合管控平台研究[J]. *工矿自动化*, 2022, 48(S2): 65–69.  
ZHANG Bing. Research on intelligent comprehensive management and control platform of coal mine[J]. *Journal of Mine Automation*, 2022, 48(S2): 65–69.
- [179] 金智新, 闫志蕊, 王宏伟, 等. 新一代信息技术赋能煤矿装备数智化转型升级[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(6): 19–31.  
JIN Zhixin, YAN Zhirui, WANG Hongwei, et al. The new generation of information technology empowers the digital and intelligent transformation and upgrading of coal mining equipment[J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(6): 19–31.
- [180] WU Chao, WU Yuliang, ZHU Changsheng, et al. Research on mobile intelligent mine platform based on risk control[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2020, 601(1): 012005.
- [181] DENG Miaoting, SHANG Yanlei, GU Ping. The design and implementation of an enterprise mobile information system based on internet of things[J]. *Advanced Materials Research*, 2012, 403–408: 1922–1926.
- [182] 王国法, 赵国瑞, 任怀伟. 智慧煤矿与智能化开采关键核心技术分析[J]. *煤炭学报*, 2019, 44(1): 34–41.  
WANG Guofa, ZHAO Guorui, REN Huaiwei. Analysis on key technologies of intelligent coal mine and intelligent mining[J]. *Journal of China Coal Society*, 2019, 44(1): 34–41.
- [183] 黄曾华, 王峰, 张守祥. 智能化采煤系统架构及关键技术研究[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(6): 1959–1972.  
HUANG Zenghua, WANG Feng, ZHANG Shouxiang. Research on the architecture and key technologies of intelligent coal mining system[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(6): 1959–1972.
- [184] MUJAHID A, SAI H L. Artificial intelligent techniques for prediction of rock strength and deformation properties-A review[J]. *Structures*, 2023, 55(1): 1542–1555.
- [185] XIAO Kun, ZHANG Ru, XIE Jing, et al. Analytical solutions for the characteristic size distribution of the elliptical model in fractured rock mass[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2023, 56(6): 3927–3948.