煤矿防冲钻孔机器人全自主钻进系统关键技术

王忠宾，司　垒，魏　东，戴剑博，顾进恒，邹筱瑜，张　聪，闫海峰，谭　超

(中国矿业大学 机电工程学院, 江苏 徐州　221116)

摘　要: 针对高地应力矿井钻孔卸压作业智能化程度低的技术难题，总结分析了国内外钻孔卸压技术和装备的研究现状，指出研发高性能、高可靠、高效率的防冲钻孔机器人全自主钻进系统是破解冲击地压防治难题的重要发展方向。为此，凝练了影响钻进系统性能的“孔位精准识别、钻具姿态精确感知、无线电磁随钻智能检测、钻具运行状态智能识别和钻进系统精确控制”五大关键技术，并给出了解决思路和方法。针对在复杂恶劣环境下卸压孔的精确识别问题，设计了融合图像尺寸调节和多阶段训练模式的卸压孔图像样本扩充 SinGAN 模型，引入多层特征融合优化的 Faster-RCNN，构建了基于改进 SqueezeNet 轻量级网络架构的孔位识别模型，以实现卸压孔位的准确快速识别；针对钻具姿态精确感知问题，提出了基于改进梯度下降法算法优化无迹卡尔曼滤波的惯性测量单元 (Inertial Measurement Unit，IMU) 初始对准方法，设计了多个 IMU 的空间阵列布局方式，研究了基于 BP 神经网络的钻具姿态误差补偿方法，旨在提高钻具姿态的解算精度，实现精准钻孔卸压；针对复杂地质环境下钻进工况的精确检测问题，搭建了煤矿井下随钻测量无线电磁传输系统架构，探讨了微弱电磁波信号自适应调制和随钻高速双向电磁传输技术原理，研究了孔底地质参数、几何参数和工程参数的测量原理和实现过程；针对钻进系统运行状态识别问题，构建了钻进信号时域、频域、时频域的多域特征和深度网络高级特征提取架构，提出了钻进系统关键零部件健康状态评估和故障诊断技术，构建了基于改进蝙蝠优化长短期记忆网络的卡钻风险因子预测模型，实现对卸压钻具卡钻状态的准确预测；针对钻进系统的精确控制问题，分析了钻进系统的液压系统工作原理，构建了考虑煤岩性状的钻进系统精确控制方案，探讨了基于转矩和位置的钻进系统最优控制参数求解原理，旨在实现钻进回转系统和给进系统的智能协同控制和并行作业。

关键词: 防冲钻孔机器人; 卸压孔识别; 钻具姿态感知; 无线电磁检测; 钻进状态识别; 智能协同控制

中图分类号: TD241　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 0253−9993(2024)02−1240−19

Key technologies of fully autonomous drilling system for coal mine anti-impact drilling robot

WANG Zhongbin, SI Lei, WEI Dong, DAI Jianbo, GU Jinheng, ZOU Xiaoyu, ZHANG Cong, YAN Haifeng, TAN Chao

(*School of Mechanical and Electrical Engineering*, *China University of Mining and Technology*, *Xuzhou*　221116, *China*)

Abstract: For the technical problem of low intelligence in the process of drilling and pressure relief in high stress mines,

收稿日期: 2023−10−27　**修回日期:** 2023−12−10　**责任编辑:** 王　凡　**DOI:** 10.13225/j.cnki.jccs.2023.1379

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2020YFB1314200); 国家自然科学基金资助项目 (52304184); 江苏省优势学科平台资助项目 (苏政办发[2018]87 号)

作者简介: 王忠宾 (1972—), 男, 安徽宿州人, 教授。E-mail: wzbcmee@163.com

通讯作者: 司　垒 (1987—), 男, 江苏徐州人, 副教授。E-mail: lei.si@cumt.edu.cn

引用格式: 王忠宾, 司垒, 魏东, 等. 煤矿防冲钻孔机器人全自主钻进系统关键技术[J]. 煤炭学报, 2024, 49(2): 1240−1258.

WANG Zhongbin, SI Lei, WEI Dong, et al. Key technologies of fully autonomous drilling system for coal mine anti-impact drilling robot[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(2): 1240−1258.

移动阅读

the research status of pressure relief technology and equipment at home and abroad is summarized and analyzed in this study. It is pointed out that the development of high-performance, highly reliable, and efficient fully autonomous drilling system of anti-impact drilling robot is an important development direction to solve the problem of rock burst prevention and control. To this end, the five key technologies that affect the performance of the drilling system, namely “the precise recognition of hole position, the precise perception of drilling tool posture, the wireless electromagnetic intelligent detection, the intelligent recognition of drilling tool operation status, and the precise control of the drilling system” have been summarized, and the solutions and methods have been provided. In response to the problem of accurate identification of pressure relief holes in complex and harsh environments, a SinGAN model for pressure relief hole image sample expansion is developed, which integrates image size adjustment and multi-stage training modes. The Faster RCNN optimized by multi-layer feature fusion is introduced, and a hole position recognition model based on an improved SqueezeNet lightweight network architecture is constructed to achieve an accurate and fast recognition of pressure relief hole positions. To address the issue of precise perception of drilling tool posture, the unscented Kalman filter optimized by improved gradient descent algorithm is designed for the initial alignment of Inertial Measurement Unit (IMU). Multiple IMU spatial array layouts are designed, and a BP neural network-based compensation method for drilling tool posture error is studied, aiming to improve the accuracy of drilling tool posture calculation and achieve a precise drilling pressure relief. Aiming at the precise detection of drilling conditions in complex geological environments, a wireless elec-tromagnetic transmission system architecture for underground measurement while drilling in coal mines has been established. The principles of adaptive modulation of weak electromagnetic wave signals and high-speed bidirec-tional electromagnetic transmission technology have been explored, and the measurement principles and imple-mentation processes of geological parameters, geological parameters, and engineering parameters at the bottom of the hole have been investigated. To address the issue of identifying the operational status of drilling systems, a multi-domain feature extraction architecture for drilling signals in the time domain, frequency domain, and time frequency domain, as well as a deep network advanced feature extraction architecture, have been constructed. In addition, the key component health status assessment and fault diagnosis techniques for drilling systems have been proposed, and a prediction model for sticking risk factors based on an improved bat optimized long-term and short-term memory network has been built to accurately predict the stuck status of pressure relief drilling tools. In terms of the issue of precise control of drilling systems, the working principle of the hydraulic system of the drilling system is analyzed, and a precise control scheme for the drilling system considering the characteristics of coal and rock is formulated. The principle of solving the optimal control parameters of the drilling system based on torque and position is explored, aiming to achieve intelligent collaborative control and parallel operation of the drilling return system and feed system.

Key words: anti-impact drilling robot; recognition of pressure relief holes; drilling tool posture perception; wireless electromagnetic detection; drilling status recognition; intelligent collaborative control

冲击地压是我国深部煤矿开采中最严重的动力灾害之一。钻孔卸压是防治冲击地压的重要方法，然而由于冲击地压发生的突然性和巨大破坏性，导致卸压防冲钻孔作业存在巨大风险。目前，卸压作业需要人员进入危险区域，施工人员劳动强度大，工作环境恶劣，并且卸压过程中容易诱发冲击地压灾害，对施工人员的生命安全造成严重威胁。因此，为降低施工人员劳动强度，提高钻孔事故预防能力，适应煤矿智能化发展需求，研发智能化钻进系统是实现冲击地压矿井无人化卸压的必要条件。回顾和分析国内外钻孔识别、钻具姿态测量、随钻检测、运行状态监测、自适应钻进控制等方面的研究进展，必将使防冲钻孔机器人钻进系统的智能化水平得到全面提升，为实现无人化卸压钻孔、提高工作效率和施工安全性提供了可靠的技术保障。

(1) 钻孔精确识别技术研究现状。现在常用的钻孔识别技术主要分为 2 种：一种是基于传统图像处理的方法，一种是基于现代神经网络的方式。传统的目标识别算法往往采用人工特征如 HOG 特征[1-2]、SIFT 特征[3]、Haar 特征[4-5]进行图像特征提取，并采用支持向量机、神经网络等分类器实现目标分类。瑞典 Sandvik 公司开发的 11ToNloo、Atlas 公司开发的的 ROC L830 的矿山钻孔机器人能通过矿山测量、GPS 实时导航等技术在露天开采的炮孔定位中实现高精

度自主定位。澳大利亚学者提出了通过视觉寻孔的智能化方案，把机器视觉加入到寻找孔位的过程中，实现了主动寻孔的功能，但是在实际运行中，通过设备采集到的炮孔图像会出现错误识别，实际应用效果并不理想[6]。陈小瑞等[7]研制了“隧道掘进工作面炮孔快速精准定位装置”，通过红外投影原理将不同围岩类别的炮孔参数图投影至掘进工作面，现场工人人工对炮孔进行复点标注。单纪坤[8]通过研究基准孔三维点云匹配图像处理算法实现了基准孔定位，从而确定机器人自动制孔系统制孔时位姿。黄炳等[9]提出了一种空间可视化钻孔投射定位技术，能有效避免传统钻孔标定方法因人工计算和放线带来的误差。施晓伟等[10]提出一种基于机器视觉的工业机器人孔位识别技术，通过最小二乘法对机器视觉采集的图像进行处理，实现对散热孔的识别定位。然而煤矿井下环境恶劣、噪声严重，传统的图像处理方式很难在图像上找到精确的孔位区域。近年来，随着人工智能的快速发展，基于深度学习的目标识别算法采用卷积神经网络能够取得良好的识别性能，主要分为 2 类：一类是先生成候选区域，然后在此基础上进行检测框预测的 2 阶段目标识别算法，主要代表有 R-CNN(Region CNN)[11]、Fast R-CNN[12]和 Faster- R-CNN[13]等；另一类是在原图像上直接进行检测框的生成与回归的单阶段目标识别算法，主要代表有 SSD(Single Shot Multi-Box Detector)[14]和 Yolo(You Only Look Once)[15]等。两阶段的目标识别算法识别准确度高，但是速度较慢，单阶段的目标识别算法识别速度快，但是准确度较低。

由此可见，针对钻孔识别问题大多数研究面向的环境条件较好、任务比较单一，且识别目标特征相对明显。然而，井下卸压巷道环境复杂，存在光照不均匀、水气、粉尘等情况，现有的孔位识别方法不能完全适应。因此，深入研究防冲钻孔机器人的孔位识别问题是研发防冲钻孔机器人全自主钻进系统亟待破解的关键技术难题。

(2) 钻具姿态感知技术研究现状。煤矿井下环境特殊，GPS 拒止，且巷道整体呈现狭长特征，电磁干扰严重，常用的姿态监测方法如卫星定位、无线通讯，很难获取钻具姿态精确信息。由于惯性测量单元不依赖其他条件，可以靠自身解算处物体的姿态，受到了广大学者的研究。近年来，国内外研究学者通过惯性导航冗余系统降低累积误差成为提高定位精度的主要发力点，通过对冗余信息融合修正元 (Inertial Measurement Unit, IMU) 工作过程中的累积误差，进而提高系统测量精度。张共愿等[16]提出了基于相对导航的多平台惯导误差联合修正方法，并通过仿真分析证明了该方法在降低 INS 误差方面的有效性。笔者[17-18]设计了基于空间阵列式惯性传感组件的防虫钻孔机器人位置和钻进姿态感知方法，明显改善了测量精度。张羽飞等[19]针对井下环境，融合了视觉与惯导信息，进而提高机器人的定位精度。郁露等[20]提出了一种基于 UWB(超宽带) 和 IMU(惯性测量单元) 的煤矿机器人紧组合定位方法，通过最小二乘支持向量机 (LSSVM) 模型修正后的 UWB 模型与惯导解算出的位置信息构成测量方程，实现煤矿机器人的精确定位。汪跃龙等[21]和高怡等[22]在测量钻具姿态信息时将加速度计、磁力计、陀螺仪信息进行加权融合，提高了动态测量精度。

尽管国内外学者在井下移动装备导航定位方面做了大量研究，但是由于惯性导航系统的误差会随时间产生不断增大，目前主要的补偿手段是通过多传感辅助定位，缺少从结构创新降低误差的方法。因此，如何从惯导系统结构上抑制误差累积，是研发防冲钻孔机器人全自主钻进系统亟待破解的关键技术难题。

(3) 随钻智能检测技术研究现状。随钻测量技术于 20 世纪 70 年代被广泛应用于石油钻井，主要是获取钻进过程的位姿信息，进而得到实际钻进轨迹，用于判断是否可以到达目标区域并指导后续钻进过程。在地质勘探领域大多测斜仪器，其通信方式仍然采用稳定性较强的泥浆压力脉冲和电缆通信。为了突出测斜仪器的实时性和操作简便性，国外学者已经研制出了数据实时测量、传输的随钻测量系统[23]。同时，为了提高生产效率，减少使用复杂笨重的电缆通信，无线随钻测斜系统也在快速发展，其中以电磁波通信技术为主要发展方向，如法国地质服务公司 EM-MWD 随钻测量系统已投入到实际生产中，但其成本较高、设备适应性差[24]。

随钻测量技术在我国的发展相对来说比较缓慢，在 20 世纪 70 年代，随钻测量技术才开始引进，并在钻井行业应用[25]。到 20 世纪 90 年代左右，中国航船研究院和中原油田设计了我国首个电缆传输数控测井系统。随后相继研发了 MWD 无线随钻测量系统和 MWD 正脉冲发生系统。到 2007 年，“CGDS-1 近钻头地质导向钻井系统”首次亮相，这是随钻测量技术在我国取得突破性进展的里程碑。由此之后，我国随钻测量系统的发展发向也向多参数组合、一体化设计、近钻头设计、高传输率和高可靠性靠拢[26]。郝世俊等[27]提出了基于磁惯性黏菌算法的随钻地磁误差在线补偿方法，解决了微机电系统磁强计测量误差大引起钻具方位角严重失真的问题。侯仕军等[28]基于

TAIYE-390-Ⅱ潜孔钻机工作原理, 提出了钻进参数测量系统和装置, 可实现对孔深、钻进速度、钻杆轴压、回转力矩、回转速度、冲击风压和冲击风量等参数的实时准确测量、采集、计算、存储、显示和远程传输。然而, 在实际生产过程中, 随钻测量系统大多数采用存储式测量方式, 需要钻机在停止状态下进行参数测量与传输, 这大大的增加了时间成本和测量的复杂度。因此, 深入研究钻进参数的无线电磁随钻智能检测技术是研发防冲钻孔机器人全自主钻进系统亟待破解的关键技术难题。

(4) 钻具运行状态智能识别技术研究现状。王杰[29]针对底抽巷瓦斯抽采穿层钻孔施工过程中煤岩界面识别不及时、不准确, 缺少相应技术手段的问题, 设计开发了基于钻进参数 (转速、回转扭矩、推进力、推进速度、破碎比功) 的钻进煤岩识别系统。王亚飞等[30]通过挖掘深部探测的钻进多参数 (钻速、钻压、转速、钻头扭矩、泵压力、泵量) 数据, 设计了融合模型算法来识别钻进过程中的岩石类型。李磊冰等[31]通过对钻进过程中的钻进深度、钻进速度、压力和温度等传感信息, 实现了对井下施工钻进状态的实时监测, 为地面控制钻孔施工提供了可靠数据。范海鹏等[32]对钻进过程状态实时监测, 通过判断运行性能优劣程度进行非优追溯, 进而及时指导司钻人员调整作业操作, 保证钻进过程安全、高效、稳定开展。方鹏[33]针对全液压坑道定向钻机在钻进施工中参数实时显示和集中存储等方面存在的不足,设计了煤矿坑道定向钻机钻进参数监测系统, 为后续实现煤矿坑道定向钻机的“机−电−液”一体化控制和故障诊断奠定了基础。王江萍等[34]利用钻进数据对钻进实时工况监测与分析, 通过神经网络对异常数据进行分析处理, 实现了对钻进过程故障的实时诊断。XU 等[35]将卷积神经网络和随机森林结合起来, 实现了钻进主要零部件——滚动轴承的健康状态评估。DI 等[36]将模糊 C 均值聚类和层次聚类等多个分类器结合起来, 在可用数据极其有限的情况下, 实现了钻进过程中泥浆泵的健康状态评估。

可以看出, 钻具运行状态感知是影响煤矿钻孔机器人钻进过程智能化应用的重要条件, 国内外学者主要依据传感信息分析钻进系统运行状态, 由于深部巷道存在的粉尘及复杂应力环境因素会导致压力和振动等传感器精度有所降低, 难以实现钻进系统运行状态的准确感知。因此, 开展钻具运行状态智能识别技术研究, 成为亟需突破的关键点。

(5) 钻进系统精确控制技术研究现状。国内外学者的研究主要集中在钻速和钻压的自动控制方面。DUNG 等[37]利用人工神经网络代替振动测量传感器识别旋挖钻机的振幅和振动频率, 设计了基于模糊逻辑的模糊补偿控制算法, 以实现 CBI-250T 钻机转速的自动控制。MENDIL 等[38]设计了一种基于 PID 和滑模的鲁棒控制器, 进而实现钻进系统的自动控制。SHEIKHI 等[39]基于 Volterra 模型, 提出了一种非线性预测广义最小方差控制方法, 实现了钻进系统的钻进压力控制。SHIGINA 等[40]分析了牙轮钻头钻进过程的控制特点, 提出了一种牙轮钻头钻进过程自适应控制方法, 可以根据钻进工况变化保持相应的钻进系统参数值, 从而实现钻进自动控制。GUO 等[41]基于锚杆钻机电液系统特性, 提出了一种自适应鲁棒控制方法, 可实现不同围岩工况下的钻机最优转速控制。常江华[42]针对钻进系统具有滞后性、非线性以及不确定性的特点, 提出了基于 BP 神经网络的钻压和转速自动控制方法。吕晋军等[43]通过分析钻进状态参数, 提出以动态经验库为基础的钻机自动控制方法, 并进行了实验验证, 提高了防卡钻自动钻进效率。ZHANG 等[44]提出了基于模糊 PID 的钻压自适应控制方法, 提高钻进的破岩效率和自动控制性能。姚文龙等[45]针对参数不确定以及未知负载扰动等非线性因素, 提出了基于 RBF 神经网络扰动观测器的无模型自适应控制方法, 提高了钻进的自动控制性能。沙林秀等[46]以恒钻压自动送钻控制为研究对象, 设计了粒子群算法 (PSO) 优选钻机 PID 控制参数, 提高了钻进控制参数的快速、自适应整定性能, 满足钻机恒钻压随钻自动控制的实时性、准确性需求。LIU 等[47]针对不合理的转速和进给力会导致钻杆断裂和钻头不能充分割煤的问题, 提出了一种基于遗传算法优化的航空防冲钻孔机器人钻机自适应控制策略, 与传统的 PID 控制策略相比, 基于遗传算法优化的 PID 控制策略具有响应时间短、超调量小、稳态误差小等优点。为了高效应对钻进系统适应不同岩层应力的需求, 亟需开展适用于复杂煤层条件的钻进系统精确控制技术, 也是研发防冲钻孔机器人全自主钻进系统亟待破解的关键技术难题。

综上所述, 近年来随着在煤矿井下钻孔作业方面的研究不断深入, 自动化钻孔技术取得了重要的创新性成果, 对于提升智能钻孔卸压技术发挥了重要的促进作用。然而, 由于煤矿巷道地质条件复杂、作业空间有限、钻孔任务繁重、操控过程复杂, 传统液压钻机已无法满足高效钻孔卸压的迫切需求。剖析自动化、智能化钻孔技术及其类似技术的研究进展, 具有全自主钻进系统的防冲钻孔机器人将成为重要发展方向。根据防冲钻孔机器人的作业要求, 全自主钻进系统一般需要实现卸压孔识别、钻进参数检测、钻进工况识

别与自适应控制等功能。因此，破解孔位精准识别、钻具姿态精确感知、无线电磁随钻智能检测、钻具运行状态智能识别和钻进系统精确控制等五大关键技术瓶颈，成功研发高性能、高可靠、高效率的防冲钻孔机器人全自主钻进系统迫在眉睫。

1 防冲钻孔机器人孔位精准识别技术

防冲钻孔机器人作业过程中，钻具需要根据预制孔或已钻孔位置自主规划当前卸压孔位置，并引导钻具进行自主钻孔。因此，防冲钻孔机器人卸压孔位识别的准确性直接影响了井下卸压区域的卸压效果。本部分首先设计了融合图像尺寸调节和多阶段训练模式的改进 SinGAN 模型，实现了卸压孔图像样本的扩充；随后，引入多层特征融合优化的 Faster-RCNN，设计了基于改进 SqueezeNet 轻量级网络架构的孔位识别模型，以实现卸压孔位的准确快速识别，基本流程如图 1 所示。

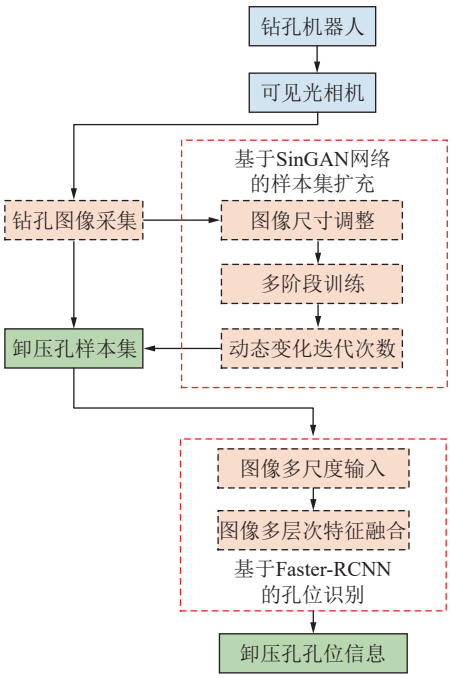

图 1 卸压孔精确识别流程

Fig.1 Process of pressure relief drilling hole position identification

1.1 基于改进 SinGAN 网络的样本扩容

基于深度学习模型的卸压孔位识别模型需要大量训练样本以提高算法的有效性与准确性，然而通过现有手段所获取的特定煤矿井下卸压孔图像集所消耗的成本大、耗时长，且由于不同煤矿井下环境的差异性，导致训练后的网络针对性强、可迁移性差。SinGAN[48]提出于 2019 年，是一种无条件生成的模型，采用金字塔结构实现从单一图片中学习图片的所有特征，并生成与原图像相似但结构及细节不同的生成图像，可用于卸压孔样本生成以丰富样本数据集。然而，由于卸压孔图像结构特征较少，采用标准 SinGAN 网络生成图像与实际图像差异较大，且耗时较长。为此，提出了一种基于改进 SinGAN 网络的卸压孔样本集扩容方法。

1.1.1 基于调整函数的图像尺寸调节方法

针对标准 SinGAN 网络生成图像与实际图像差异较大的问题，设计基于调整函数的图像尺寸调节方法，以增强对原图像细节特征学习，具体方案如下：由于煤矿井下卸压孔图像相似性较强，且受井下环境影响干扰因素较多，需要加强对卸压孔细节特征的划分以提升 SinGAN 架构生成能力，因此，设计了如式 (1) 所示图像尺寸调节函数，以保证训练阶段层级数量分布向高阶分辨率图像倾斜。

$$x_n = 1 - x_N r^{[(N-1)/\lg N]\lg(n+1)+1}, n \in (0, N-1) \tag{1}$$

式中，n 为尺度系数；N 为最大尺度；r 为上采样系数；x_n 为生成图像；x_N 为真实图像。

1.1.2 多阶段训练方式

多阶段训练方式是 SinGAN 图像生成网络的核心方法之一，其中，学习率对该模型的训练速度影响较大。为实现更高效的训练，采用不固定的学习率训练方式进行网络训练，如图 2 所示，训练过程自上而下的 4 个阶段，从第 1 行训练开始到第 3 行训练结束，生成器的数量跟训练阶段的数量呈正相关，到第 4 阶段，固定 G_0 的参数，将 G_1、G_2 和 G_3 的学习率调整为原有的 1%、10% 和 100%。

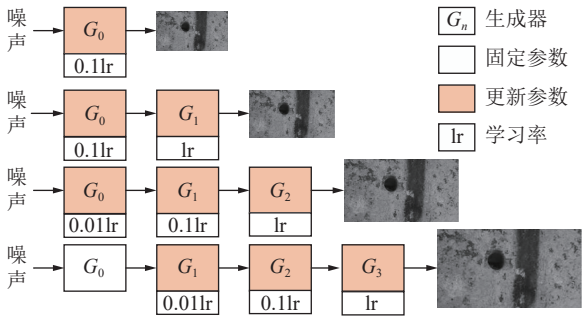

图 2 模型训练过程中生成器及其学习率的变化

Fig.2 Changes of generator and its learning rate during model training

1.1.3 动态变化迭代次数

考虑到金字塔模型结构拥有多尺度以及多阶段的特点，多次训练时间耗费会大幅上升，而且在卸压孔生成过程中细节特征相比结构特征更为重要。因此，提出了一种基于动态变化迭代次数的训练方法，以在提升生成图像多样性的同时为了减少模型训练

时间。迭代次数变化值设定为

$$i=\begin{cases}\beta\, i_{\mathrm{n}}\lg\left(\dfrac{g_{\max}+g_{\mathrm{now}}+1}{g_{\max}-g_{\mathrm{now}}-1}\right)+1\,000, & g_{\mathrm{now}}=0\\ \beta\, i_{\mathrm{n}}\lg\left(\dfrac{g_{\max}+g_{\mathrm{now}}+1}{g_{\max}-g_{\mathrm{now}}-1}\right), & 0<g_{\mathrm{now}}<g_{\max}-1\\ \beta\, i_{\mathrm{n}}\lg\left(\dfrac{2g_{\max}-1}{g_{\max}-g_{\mathrm{now}}-1}\right), & g_{\mathrm{now}}>g_{\max}-1\end{cases}\tag{2}$$

其中, i 为实时迭代次数; β 为训练达到最大值的速率; i_{n} 为所设定的迭代次数; $g_{\max}$ 为训练的最大阶段数; g_{now} 为正在训练的阶段。基于上述改进措施, 对于生成器来说, 仅特定阶段迭代次数有所上升, 其他阶段迭代次数均下降, 使得模型总迭代次数也会大幅减少, 大大缩短训练过程时间消耗, 模型总体效率得到有效提高。

综上, 所设计的卸压孔图像生成框架如图 3 所示。上半部分为卸压孔单张图片生成模型, 下半部分为模型训练过程。

该方法通过图像尺寸调整、多阶段训练方式以及动态变化的迭代次数对传统 SinGAN 网络模型的训练方式进行改进, 在保证图像样本质量的前提下提高了生成图像的多样性, 且模型训练速度得到了较大提升。经验证, 该方法与传统 SinGAN 网络相比图像质量提升 10% 以上, 运算效率提高 7 倍以上。

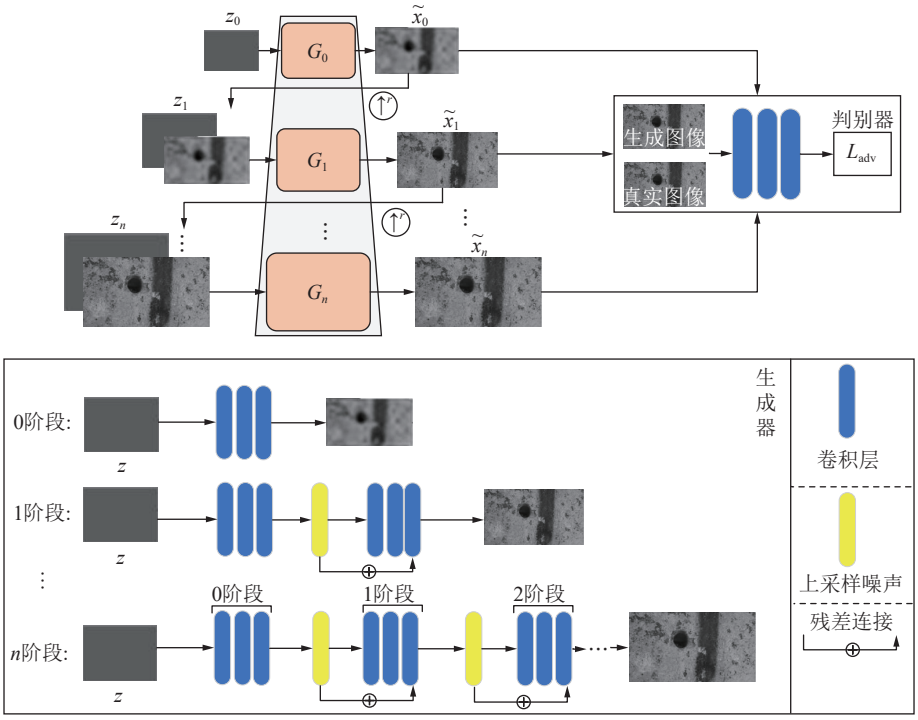

图 3　卸压孔图像生成框架

Fig.3　Image generation frame of pressure relief hole

1.2　基于改进 Faster-RCNN 轻量化网络的孔位精确识别

由于煤矿井下光照条件差, 所建立的样本集中绝大部分图像分辨率较低, 且在样本图像中, 卸压孔部分占整幅图像的比例较低, 以上因素导致钻孔识别的识别准确率及召回率较差。对此, 引入多层特征融合优化的 Faster-RCNN 方法, 设计了基于改进 SqueezeNet 轻量级网络架构的孔位识别模型。

1.2.1　SqueezeNet 网络架构改进

SqueezeNet 网络架构于 2016 年提出, 是一种轻量级的卷积神经网络[49]。本部分采用 SqueezeNet 轻量级网络作为 Faster-RCNN 的基础网络, 并针对煤矿井下卸压钻孔识别任务, 对 SqueezeNet 轻量级网络进行改进。改进后的 SqueezeNet 轻量级网络结构如图 4 所示。改进后的网络结构由于加入了 BN(Batch Normalization) 层对数据进行归一化处理[50], 把每层神经网络任意神经元这个输入值的分布拉回到均值为 0 方差为 1 的标准正态分布, 以加快网络的训练和收敛的速度, 防止出现过拟合现象。经大量实验测试, 基于改进 SqueezeNet 轻量级网络所构建的孔位精确识别方法实时性更高、稳定性更好, 且网络训练耗时得到较大幅度降低。

1.2.2　Faster-RCNN 方法改进

如前文所述, 卸压孔部分占整幅图像的比例较低, 在所建立的多数图像样本中占据约 20×20～40×40 像

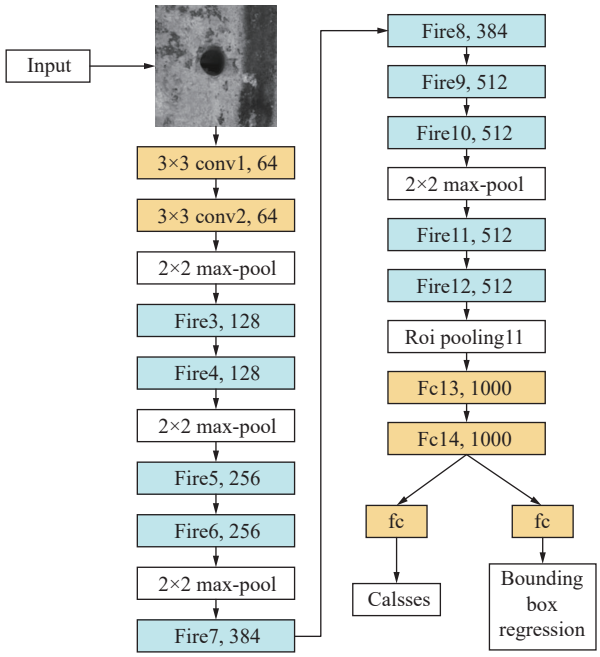

图 4 SqueezeNet 网络结构优化

Fig.4 Optimization of squeezenet network structure

素值。由于 SqueezeNet 网络对样本图像进行 4 次幅值为 16 的降采样，导致在最后卷积层尺寸多为 1×1～2×2 像素值，再经池化层放大，导致图像像素精细度下降，影响卸压孔识别精度[51]。为此，提出一种自上而下的多层特征融合方案，将浅层与深层信息进行有效融合，提升信息利用率，增强网络孔位识别能力。实现方法如图 5 所示。其中，RPN 为 Region Proposal Network，即区域生成网络；采用 BN 层与前文原因一致；Pooling 为最大池化处理，其目的是降低降采样后的图像尺寸，减少目标提取过程时间消耗。经多次实验论证，所搭建的基于改进 Faster-RCNN 轻量化网络孔位精确识别方法对于卸压孔识别的精确率和召回率均不低于 90%，平均检测时间小于 200 ms。

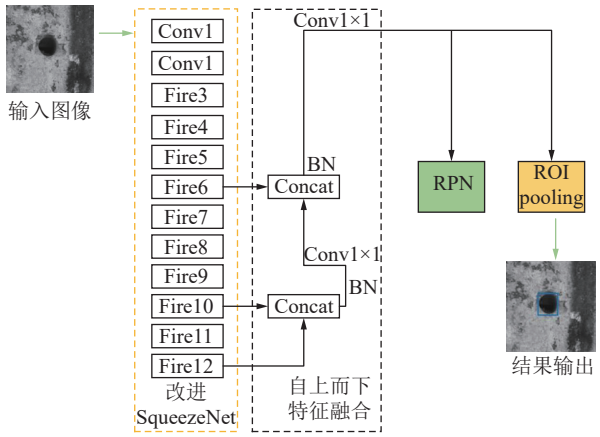

图 5 自上而下多层特征融合改进方法

Fig.5 Improved top-down multi-layer feature fusion method

2 钻具姿态精确感知技术

根据防冲钻孔机器人钻孔卸压作业特征，钻孔机器人钻具需完成钻具倾角、方位角和横滚角的调节任务。其中，方位角为钻具与防冲钻孔机器人前进方向的夹角，倾角为钻具与水平面的夹角，横滚角为钻具与铅垂线的夹角。根据防冲钻孔机器人钻具的空间位置和卸压孔的空间位置，并结合防冲钻孔机器人的姿态，确定防冲钻孔机器人钻具需要调节的高度值、方位角值和倾角值。防冲钻孔机器人按照输入值调节钻具的高度、方位角和倾角使得钻具中的钻杆能够对准卸压孔，实现防冲钻孔机器人的精准打孔，达到有效卸压目的，提高防冲钻孔机器人的工作效率。因此，准确感知钻具姿态是实现钻孔机器人全自主钻进的重要内容。

为了获得准确的钻具姿态参数，设计了钻具姿态感知系统架构，如图 6 所示。主要包括惯性测量单元的初始对准、钻具姿态解算和误差补偿 3 部分。

2.1 惯性测量单元的初始对准

由惯性导航基本原理可知，钻具姿态信息是经过多次积分获得的，积分运算需要知道准确的初始条件。钻具姿态检测过程中，建立准确的姿态变换矩阵非常关键，初始对准的目的就是获得姿态变换矩阵的准确初始值。初始对准一般分为粗对准和精对准两步，粗对准只能获得粗略的初始姿态变换矩阵，不能满足实际需要，因此粗对准完成后需要采用精对准获得更加准确的姿态变换矩阵。粗对准一般采用解析式的粗对准方法，在进行粗对准时，利用加速度计和陀螺仪对重力矢量和地球角速度的测量值粗略估算姿态变换矩阵的值。在此基础上，提出了基于改进梯度下降法算法 (Improved Gradient Descent, IGD) 优化无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF)(IGD-UKF) (IGD-UKF) 的惯性测量单元 (Inertial Measurement Unit, IMU) 的初始状态精对准方法。

针对钻具姿态解算这类非线性问题，无迹卡尔曼滤波器具有更高的估计精度和更强的鲁棒性，结合实际工况噪声环境特点，设计了相应的 Kalman 滤波器，并利用改进的梯度下降算法对 UKF 中噪声协方差这一敏感参数进行优化选择，实现复杂环境下传感器件的精确对准。

针对传统的梯度下降算法，为了避免梯度下降到局部最小点，通过引入扰动因子来提高梯度下降算法的全局搜索能力。当梯度下降到邻近全局最优位置时，通过改变扰动因子步长大小，提高梯度下降算法的细化搜索能力，改进的梯度下降算法寻优过程如

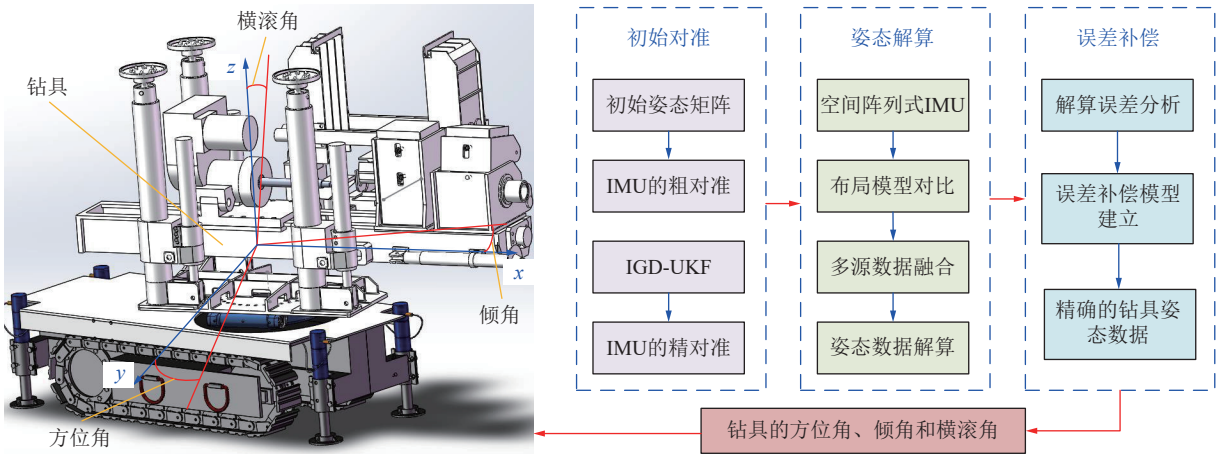

图 6　钻具姿态感知系统架构

Fig.6　Architecture of drilling tool attitude perception system

图 7 所示。如果不使用扰动因子，则下一次迭代到的位置可能是局部极小点 1，得不到全局最优值。此时为了提高全局寻优能力，在原来移动路径上增加了扰动因子 w。当 $w=w_2$ 时，其下一步迭代位置将移动到全局最小点；当 $w=w_1$ 时，由于扰动因子过大则会造成下一步移动位置到局部极小点 2。因此，需要选择恰当的扰动因子来提高算法的全局寻优能力，则扰动因子设计如下

$$w=\begin{cases}0, f(w)\geqslant f(0)\\ w, f(w)<f(0)\end{cases} \tag{3}$$

式中，$f(\cdot)$ 为最小化目标函数；w 为扰动因子，根据当前位置与扰动因子增量位置的目标函数值设置扰动因子。

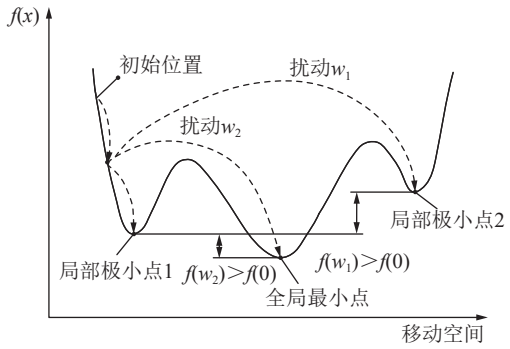

图 7　IGD 算法原理

Fig.7　Schematic diagram of IGD

基于改进梯度下降的无迹 Kalman 滤波算法 (IGD-UKF) 本质是通过增加扰动因子的梯度下降算法优化 UKF 滤波过程中的噪声协方差矩阵和测量噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$，进而提高复杂环境下初始状态估计的精度。IGD-UKF 实现的原理图如图 8 所示，其中：x_k 为系统状态变量；$\hat{x}_k^+$ 和 $\hat{x}_k^-$ 分别为状态变量在 k 时刻的后验最优估计值和先验预测值；P_k^- 为 k 时刻状态先验估计的误差协方差；P_k^+ 为 k 时刻状态后验估计的误差协方差；z_k 为观测信号；$\boldsymbol{K}_k$ 为增益矩阵；$\boldsymbol{A}_k$ 为状态转移矩阵；$\boldsymbol{H}_k$ 为观测矩阵。

2.2　钻具姿态解算

采用惯性测量单元对防冲钻孔机器人钻具姿态进行监测时，由于外部环境 (如温度和湿度)、惯性测量组件的安装位置和钻具的震动等外界因素的干扰会致使 IMU 测量的运动参数与钻具真实的运动参数之间存在误差，在经过解算之后，得到的姿态信息和实际姿态相比有很大偏差。通过分析惯性测量单元的特性可知，当惯性测量单元的测量坐标轴与载体坐标轴的轴线重合时，惯性测量单元感知载体运动参数的灵敏度最高，但是由于在防冲钻孔机器人进行工作时大多数的振动方向也是沿载体坐标系轴线，因此惯性测量单元会感知到很多振动信号，给信号处理带来困难，最后导致解算出的姿态参数有较大的误差。当惯性测量单元的测量坐标系与载体坐标系之间存在夹角时，惯性测量单元感知载体运动参数的灵敏度降低，虽然可以避免了振动信号的干扰，但是也会忽略掉载体本身的一些运动参数。

为此，设计了多个 IMU 的阵列布局方式，如图 9 所示。该方法将 IMU 坐标系与待测物体坐标系成一定角度放置，使 IMU 对待测物体运动参数变化的敏感程度下降，一定程度上削弱载体振动对 IMU 信号的干扰，同时采用多个 IMU 的空间布局，进一步降低累计误差的产生。通过对阵列式 IMU 采集的运动参数进行数据融合，融合后的数据再经过数据处理、解算和误差补偿，得到防冲钻孔机器人钻具准确的位姿参数。

通过对图 9 所示的不同布局方案进行分析，可以建立不同布局模型的角速度融合方程。为了实时获得防冲钻孔机器人钻具的姿态参数，需要实时更新姿

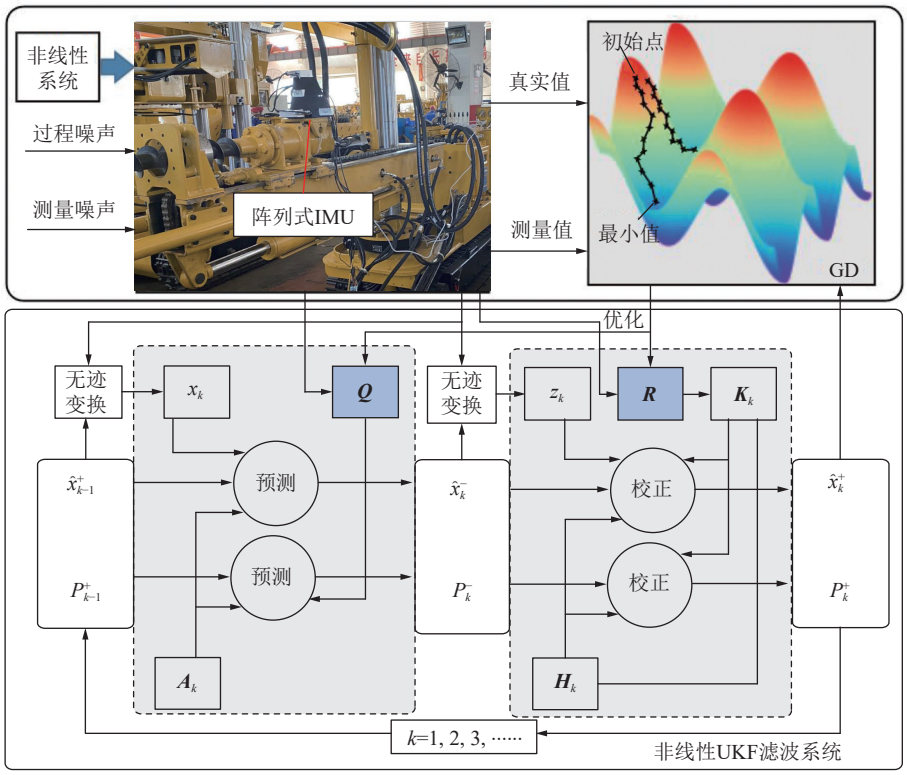

图 8 IGD-UKF 算法原理

Fig.8 Schematic diagram of IGD-UKF

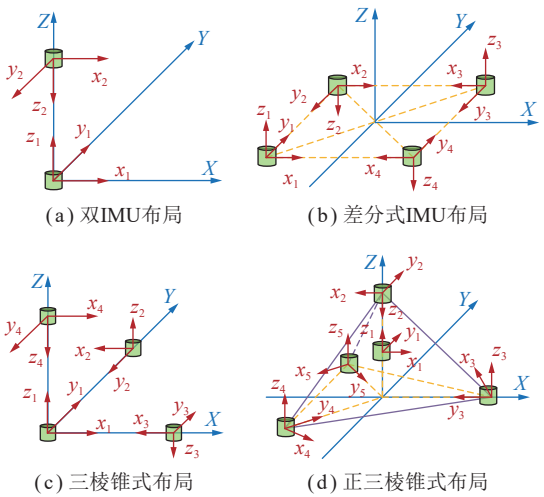

图 9 多个 IMU 的阵列布局方式

Fig.9 Array layout of multiple IMUs

态变换矩阵，进而对阵列式 IMU 融合的姿态参数进行实时解算。四元数法对钻具姿态进行解算时，计算量较小，且不会出现奇点与退化，可以较好的对钻具姿态信息进行实时监测，具体如下：

$$\begin{bmatrix} \gamma \\ \theta \\ \varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\dfrac{2(q_2q_3+q_0q_1)}{q_0^2-q_1^2-q_2^2+q_3^2}\right) \\ \arcsin(2(q_0q_2-q_1q_3)) \\ \arctan\left(\dfrac{2(q_1q_2+q_0q_3)}{q_0^2+q_1^2-q_2^2-q_3^2}\right) \end{bmatrix} \tag{4}$$

式中，γ 为钻具倾角；θ 为钻具横滚角；φ 为钻具方位角；q_0、q_1、q_2 和 q_3 分别为四元数微分方程中的 4 个系数。

2.3 钻具姿态误差补偿

虽然空间阵列式 IMU 布局能够减少噪声干扰和抑制误差的累积，但是精度还是受限于数学模型与实际惯性系统物理模型的逼近程度。通过分析钻具姿态检测误差模型及误差产生的机理得知，惯性测量组件的非确定误差由于误差形成的机理原因复杂不明，无确定性规律而且随时间变化，难以直接消除，只能通过分析误差的统计特征进一步修正。

为了克服传统误差补偿方法的局限性，鉴于 BP 神经网络具有强大的数字信号学习能力，经过大量的样本学习可以比较准确地拟合出非线性曲线，研究了基于 BP 神经网络的钻具姿态误差补偿方法。该方法在对钻具姿态进行测量前期，采集每个采样周期下空间阵列式 IMU 的三轴比力加速度、三轴角速度信息及相应时间作为神经网络的输入，钻具姿态解算误差作为神经网络的输出，对构建的神经网络模型进行在线训练，将训练好的神经网络作为误差补偿模型，如图 10 所示。这种在线训练、在线使用的方法，只需关注惯性测量组件测量数据与解算误差之间的关系，不再对其具体的物理模型进行研究，可以有效降低时间累积对姿态解算误差的影响。$\boldsymbol{W}_1$ 和 $\boldsymbol{W}_2$ 分别为隐含层和输出层的权重系数；$\boldsymbol{A}$ 和 $\boldsymbol{B}$ 分别为隐含层和输出层

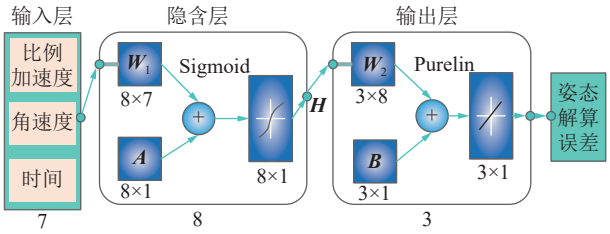

图 10　BP 神经网络结构模型

Fig.10　Structure model of BP neural network

的阈值向量; $\boldsymbol{H}$ 为 BP 神经网络的系数矩阵。

3　无线电磁随钻智能检测技术

随钻测量系统主要包括无线电磁传输系统和数据测量系统, 即通过数据测量系统实时获取孔底地质参数、钻进参数以及几何参数等, 利用无线电磁传输系统实时传输至井口数据支持中心, 为钻进工艺参数和钻孔轨迹智能调控策略制定提供依据。

3.1　无线电磁传输系统

无线电磁随钻传输 (EM-MWD) 作为一种实现孔底探测传感设备与孔口监测设备间实时信息交互技术, 具有信号传输速率高、成本低、传输距离远等优点[52], 其基本原理是以地层介质和钻杆为传输导体, 将孔底传感器测量信息加载到低频载波信号上, 通过钻杆天线发射电磁波, 再利用孔口检波器检测电磁波中的测量信息, 通过滤波、放大、解调、运算和处理等技术手段, 实现对煤矿井下钻孔轨迹、钻进参数、地层特征参数的实时精密测量传输。

在随钻测量无线电磁传输系统中, 基于逆变器原理, 将孔底电池组电压调制为携有孔底测量信息的低频正弦电波载波信号, 利用钻杆当作电磁波发射天线, 绝缘短节将钻杆上下电气隔绝, 构成一种绝缘间隙电压激励的非对称偶极发射天线, 激励信号加到上下两端钻杆之间, 在地层中形成一定的电磁场, 通过接收电极与钻机之间的电势差变化来接收孔底发射的数据信息, 如图 11 所示。

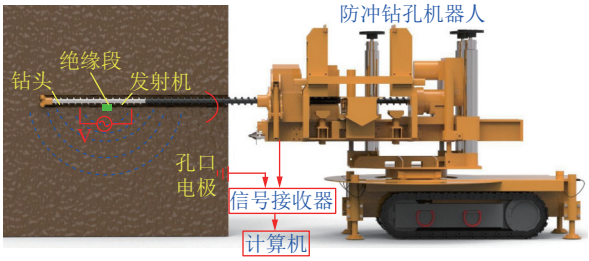

图 11　煤矿井下随钻测量无线电磁传输系统

Fig.11　Electromagnetic measurement while drilling system for coal mine underground

3.1.1　复杂地质环境下微弱信号检测技术

EM-MWD 系统采用低频电磁波信号作为载波进行信息传输, 孔口接收机通常观测到的信号是携有井下信息的电磁信号加上井场环境噪声的混杂信号, 载波信号通过非均匀地层传输, 到达孔口接收机时, 接收信号强度较弱, 信号畸变严重, 相位、幅度变化较大, 地下复杂环境微弱信号检测技术成为 EM-MWD 系统的关键。

煤矿井下钻探现场是一个复杂的电磁噪声源, 是大量随机源辐射噪声复合作用结果, 难以用单一频率、幅值或频谱特性进行定量描述, 导致湮没在背景噪声中的微弱信号检测非常困难。自适应信号处理技术是一种抵消随机复合噪声的有效方法, 利用煤矿井下噪声的统计特性, 引入噪声参考输入量, 从而有效地消除噪声。自适应滤波器频率自动适应输入信号, 在没有任何关于信号和噪声的先验知识条件下, 自适应滤波器利用前一时刻已获得的滤波器参数来自动条件现在时刻的参数, 以使用信号和噪声未知或随机变化的统计特性, 从而实现最优滤波, 其原理如图 12 所示。

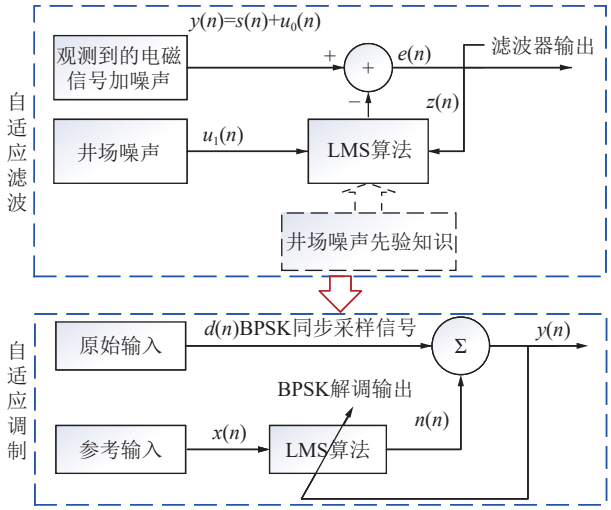

图 12　复杂噪声微弱电磁波信号自适应调制技术

Fig.12　Adaptive modulation technology for weak electromagnetic wave signals in complex noisy environments

3.1.2　复杂地质环境随钻高速双向电磁传输技术

相对单向电磁随钻测量, 双向电磁随钻测量系统可调节孔底仪器信号发射功率和频率, 增强仪器对复杂电阻率地层的适应性, 也可依据孔底工况和测量要求, 调节钻孔工程参数和钻进方向角以控制轨迹, 是实现煤矿井下智能化钻探重要研究方向[53]。

在双向 EM-MWD 系统中, 孔底绝缘短节和接地电极既是发射天线也是接收天线, 其工作原理如图 13 所示, 由孔底向孔口上传数据时, 孔底短节作为发射天线发射载波信号, 经钻杆和地层介质传输至孔口接

收天线，信号经过放大、模数转换、数字滤波、信号解调后通过接口模块进入计算机进行显示与处理。当由孔口向孔底下传控制指令时，由计算机输出指令，经过发射装置调制信号、数模转换等过程由孔口发射天线发送出去，孔底信号接收端采集绝缘短节两端钻柱的电势差并经处理获得孔口下传的指令数据。煤矿井下钻进过程中，井下信号实时传输到孔口，而孔口信息也能及时的传输到孔底。这样地面既可以检测井下钻具的工作，并且在必要时也可以控制井下钻具。将接地发射电极和上部钻杆分别划成 n 段和 m 段线性电流有限单元。上部钻柱从下到上单元电流分别为 $I_{a1}, I_{a2}, \cdots, I_{am}$，对应流入钻柱单元处电流分别为 $i_{a1}, i_{a2}, \cdots, i_{am}$，接地发射电极从下到上单元电流分别为 $I_{b1}, I_{b2}, \cdots, I_{bn}$，流入对应钻柱单元电流分别为 $i_{b1}, i_{b2}, \cdots, i_{bn}$。

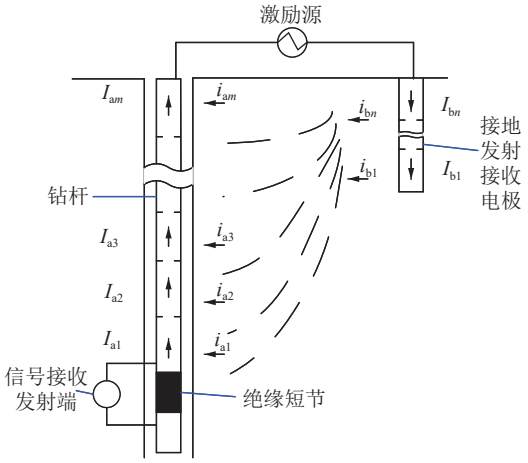

图 13 随钻高速双向电磁传输技术原理

Fig.13 High speed electromagnetic wave bi-directional signal transmission technology of measurement while drilling

双向传输的一大优势是便于在地面加功放，理论上可以使传输距离更深，但在计算时由于天线计算的复杂性使双向传输的理论分析更加困难，对上行与下行信号的处理也更加复杂，更难以获得电磁双向传输的适应性方程。目前，复杂地质环境随钻高速双向电磁通信技术尚处在初始研究阶段。

3.2 数据测量系统

数据测量系统主要用于孔底地质参数、几何参数和工程参数测量。通过地质参数测量获得地层岩性、地层界面和地层富水特征等参数，实现煤岩层精确辨识，满足冲击地压卸压和煤系地层精确探测等钻孔施工需要；通过几何参数测量获取钻孔轨迹参数和导向工具姿态参数，为钻头钻进方向调整提供依据，使钻孔尽可能按照设计轨迹延伸；通过工程参数测量实时获取孔底钻压、转矩、转速、环空压力及温度等参数，综合评估孔内工况环境和钻具状态，为钻进工艺参数调整提供重要数据支撑。

3.2.1 地质参数测量

在煤炭勘探开采过程中，通过在钻头下放安装多种测量传感器，实时测量井壁周围的地层信息，可以提供地质结构、岩性、含油气性、地温、地应力、地电等信息，为煤炭与石油勘探开采提供重要的数据支持。常见的随钻地质参数测量方法有声波测井、电阻率测井、伽马辐射测井、中子测井等[54]。这些方法各自具有不同的特点和应用范围，相互补充，共同作用提高勘探开发效率和成功率。

自然伽马是进行含煤地层识别的常用辨识依据，钻孔施工时利用不同含煤地层的自然伽马差异特殊识别岩性，指导钻进施工过程[55]。伽马测井系统工作原理如图 14 所示。岩石个含有天然放射性物质，在自然衰变时释放出 α、β 以及 γ(伽马) 射线，而只有伽马射线有很强的岩石穿透能力而被检测到。当伽马射线进入晶体后，经过电离激发产生荧光。光子轰击光电倍增管的光电阴极表面，由于光电效应会产生一定数量的光电子，这些光电子经过光倍增管收集与倍增后形成的电流负脉冲在阳极经负载电阻变换为负电压脉冲，该脉冲信号经过跟随、滤波、放大、整形等处理电路后，变换为标准脉冲信号，由主控电路中单片机对该标准脉冲信号进行采集并计算单位时间内计数率 CPS。不同岩性中所含放射性物质含量不同，表现出的伽马射线放射性总强度不同，最终反映出的计数率 CPS 也不相同。通过探管在刻度时得到的刻度系数可将脉冲计数率变换为地层工程值 API，从而使伽马测井曲线标准化。对伽马 API 测井曲线进行更详细的数据解释与处理，以形成区域性岩性剖面解释结果。

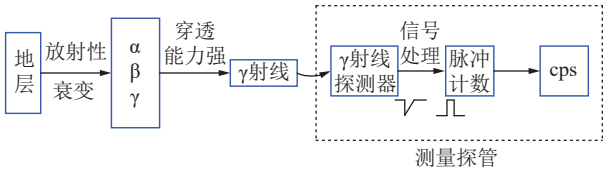

图 14 伽马测井系统工作原理

Fig.14 Operating principle of gamma logging while drilling system

岩层电阻率与岩性密切相关，掌握了煤岩的电阻率，有助于综合分析地层岩性，电阻率参数可以作为评价煤层和地质特征的重要依据。利用电磁感应原理是测量地层电阻率的有效方法，通过发射电磁信号，两个接收线圈获得感应电动势的幅度比和相位差，利用响应信号来判断地层界面和计算地层电阻率[56]。

有 T_1 发射电磁波在 R_1 和 R_2 两线圈感应的电动势 V_1 和 V_2 分别为

$$\begin{aligned} V_1 &= |V_1|\exp(\mathrm{i}\phi_1\pi/180) \\ V_2 &= |V_2|\exp(\mathrm{i}\phi_2\pi/180) \end{aligned} \tag{5}$$

电动势 V_1 和 V_2 幅度比 A_1 和相位差$\Delta\phi$可以用式 (6) 计算得到。

$$\begin{cases} A_1 = 20\lg(|V_1|/|V_2|) \\ \Delta\phi_1 = \phi_1 - \phi_2 = \dfrac{180}{\pi}\mathrm{Im}\left[\ln\left(\dfrac{|V_1|}{|V_2|}\right)\right] \end{cases} \tag{6}$$

为消除孔径、地层不规则等几何因素以及 R_1 和 R_2 两接收线圈电路误差影响, 引入另一发射线圈 T_2 对 T_1 发射电磁波感应电动势进行补偿, 补偿后的电磁波电阻测试模块获得的幅度比和相位差可表示为

$$A = \frac{A_1 + A_2}{2}, \Delta\phi = \frac{\Delta\phi_1 + \Delta\phi_2}{2} \tag{7}$$

式中, A_2 和$\Delta\phi_2$分别发射线圈 T_2 在两接收线圈 R_1 和 R_2 感应电动势幅度比和相位差。

3.2.2　几何参数测量

煤矿井下随钻轨迹测量技术的核心是利用地球重力场和地磁场原理, 使测量探管对钻孔轨迹的倾角、方位角进行测量。方位测量采用磁敏传感器, 根据大地磁场确定探管所在位置的方向姿态; 倾角测量则采用加速度传感器, 根据重力加速度确定探管的俯仰角。传感器产生的电信号, 通过模数转换后传到 CPU 控制单元进行计算并处理成数值量存储。通信单元将数据以标准的串行格式传输到显示控制器。目前随钻轨迹测量中常采用均角全距法求解钻进轨迹空间三维分布, 具体计算模型公式[57]为

$$\begin{cases} x = \displaystyle\sum_{i=1}^{n}\Delta L_i\cos\left(\frac{\theta_i+\theta_{i+1}}{2}\right)\cos\left(\frac{\alpha_i+\alpha_{i+1}}{2}-\alpha_0\right) \\ y = \displaystyle\sum_{i=1}^{n}\Delta L_i\cos\left(\frac{\theta_i+\theta_{i+1}}{2}\right)\sin\left(\frac{\alpha_i+\alpha_{i+1}}{2}-\alpha_0\right) \\ z = \displaystyle\sum_{i=1}^{n}\Delta L_i\sin\left(\frac{\theta_i+\theta_{i+1}}{2}\right) \end{cases} \tag{8}$$

其中, ΔL_i 为第 i 测段长度; θ_i 为第 i 测点的钻孔倾角; α_i 为第 i 测点的钻孔方位角; α_0 为钻孔主设计方位角; x 为第 (i+1) 测点的水平位移; y 为第 (i+1) 测点的左右位移; z 为第 (i+1) 测点的上下位移。基于随钻轨迹测量系统获取钻头空间位置与时间信息, 利用数字孪生技术, 指导建立三维可视化钻孔轨迹模型 (图 15), 以更好地指导钻孔施工, 服务与矿井透明工作面构建和智能化开采。

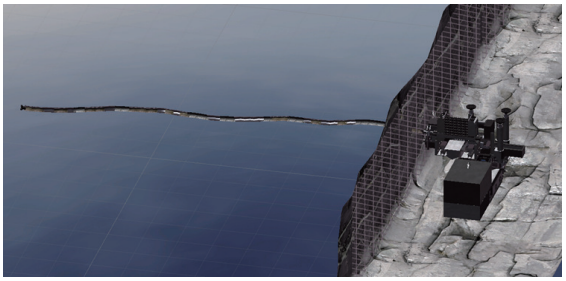

图 15　煤矿井下钻孔轨迹三维可视化模型

Fig.15　Three-dimensional visualization model of coal mine underground drilling trajectory

3.2.3　工程参数测量

通过井下工程参数随钻测量系统, 可以实时掌握孔底钻压、扭矩、转速、振动和温度等工程参数, 对于准确了解钻进工况、避免钻进事故、实现安全高效施工具有重要指导意义。井下工程参数的传统测量方法都是间接的, 通过孔口的测量仪器间接的推算钻头附近的井下工程参数, 然而, 经过大量的数据分析发现, 间接的工程参数测量较实际有很大的差别。随着随钻信息传输技术的发展, 煤矿井下钻探孔底工程参数直接测量也逐渐成为现实。

目前孔底钻探工程参数直接测量主要是在钻头与钻杆直接频域三轴振动传感器、角速度传感器、温度传感器分别测量钻头振动、转速以及温度信息; 而扭矩和钻压的测量通常采用电阻式应变片组成的惠斯通电桥。电阻应变片是由敏感栅构成的对形变敏感元件, 将电阻式应变片粘贴在仪器上, 仪器在外力作用下产生机械形变, 敏感栅便会发生形变, 进而引起电阻值的变化, 通过测量变化电阻对电压的微弱影响便可获得扭矩和钻压的大小。随钻测量系统不仅能够测量钻井过程中的定向数据、地层特性等参数, 而且还能测量钻井工程参数, 大大提高了钻井控制能力和地层评价能力, 降低了钻井风险和钻井事故率。

4　卸压钻具运行状态智能识别技术

钻孔机器人卸压钻具运行状态智能识别包含钻进信号特征提取、关键零部件健康状态评估、故障诊断、卡钻状态监测等关键技术, 是钻孔机器人智能、可靠、高效运行的基础。

4.1　钻孔机器人钻进信号特征提取

从钻进信号提取的运行状态特征分为时域特征、频域特征、时频域特征和非线性特征等[58]。其中, 时域特征是将钻进信号在时间域上进行分析, 通过对钻进信号统计量计算来提取特征参数, 具有直观、易懂、易计算等优点。采用的时域特征包括均方根、峭度、

偏度、裕度、脉冲指标和峰值指标等。频域特征是将信号在频率域上进行分析，通过快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 等方法将钻进信号转换到频域上，从而得到信号在不同频率下的能量分布。采用的频域特征包括功率谱密度、频率方差、重心频率等。时频域特征是指同时将信号在时间域和频率域上进行分析，通过短时傅里叶变换 (Short Time Fourier Transform, STFT)、小波分解、希尔伯特黄变换等方法将信号在时间−频率域上进行表示，以反映钻进信号在时间和频率上的变化规律。采用的时频域特征包括小波包能量谱、时频集中度、瞬时频率均值和瞬时频率方差等。

多域特征能够更全面地反映信号中蕴含的设备运行状态信息，但并不是所有特征都具有相同的表征效果，特征参数之间的耦合关系亦会造成计算代价过大和识别结果的不准确。因此，课题组对提取的特征进行针对性的选择和变换，通过降维来提取敏感性更强的深度特征，同时降低模型复杂度与计算代价，进而提高识别结果准确性。采用主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)、局部保持投影 (Locality Preserving Projections, LPP) 等数理统计方法，将高维数据映射到低维空间，同时尽可能地保持样本之间的局部关系。进一步，随着计算机技术的发展，采用机器学习和深度学习技术用于特征的自动提取。利用自编码器 (Auto-Encoder, AE) 及其变体、循环神经网络 (Recurrent Neural Networks, RNN)、长短期记忆网络 (Long Short Term Memory, LSTM)、门控循环单元 (Gated Recurrent Unit, GRU) 等，通过多层神经元组成的神经网络进行更复杂的、不同层次的特征学习，每个隐藏层都可以提取输入数据中的高级特征，并通过层与层之间传递这些特征逐步建立更抽象的表示，如图 16 所示。通过上述特征提取方法，可以得到钻进信号在时域、频域、时频域的多域特征，和多域下利用深度网络提取的高级特征，作为健康监测、故障诊断和卡钻监测的基础。

4.2 钻进系统关键零部件健康状态监测

钻进系统零部件的健康状态可以分为健康状态、缓慢退化阶段、快速退化阶段以及失效阶段，健康状态监测的目的是在钻进过程中实时判断零部件处于何种状态，以保障设备安全运行[59]。

钻孔机器人在不同钻进工作阶段，会产生不同变化模式的信号。例如，在钻进和退钻阶段，钻机钻具的受力以及扭矩均有不同，钻具钻进时的受力除去煤体对钻头的作用力以及钻削煤体产生的扭矩外，还有

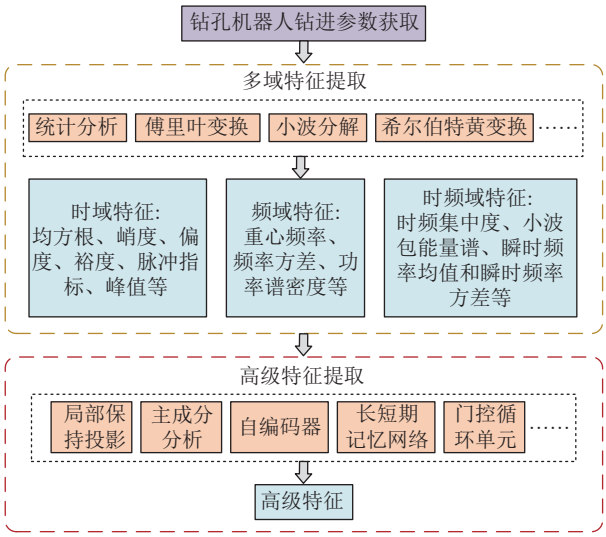

图 16 钻进信号的多特征提取原理

Fig.16 Schematic diagram of multi feature extraction for drilling signals

钻杆与煤体之间产生的摩擦力、摩擦扭矩以及排屑扭矩等；在退钻时，由于钻头没有参与钻进煤体，没有产生钻进煤体的作用力以及钻进扭矩。因此，采集到的信号除了包含自身寿命演变趋势，还包含大量随工艺进程变化的信息。针对钻进系统关键零部件的健康状态评估包含信号分解、健康因子构建、健康状态评估与剩余寿命预测等主要内容，如图 17 所示。

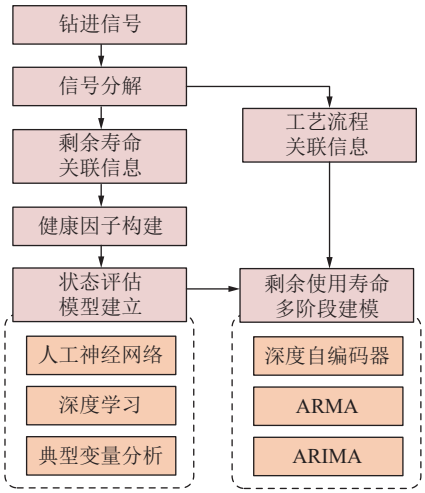

图 17 健康状态评估技术示意

Fig.17 Schematic diagram of health status assessment technology

信号与工艺进程紧密关联，需分解为工艺关联信息与剩余寿命关联信息等。钻具的受力是多重因素共同作用的影响，在钻进和退钻时所产生的受力情况具有较大差异，钻头钻进煤体产生的作用力以及扭矩是区分 2 种状态的关键。钻进和退钻 2 种工况的区分在测量信号中也有一定体现，需要将工艺关联信息

从测量信号中分离, 利用剩余寿命关联信息进行寿命预测。采用信号分解方法, 如经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD)、基于局部加权回归的周期趋势分解 (Seasonal-Trend decomposition using LOESS, STL) 等, 将信号进行初步分解, 再依据不同信号分量的时频特性, 将信号分解为工艺关联信息、剩余寿命关联信息与噪声信息, 并进一步采用前述特征提取方法, 提取分解后 2 部分信息的多域特征和高级特征。为了消除信号波动的影响、保障信号分解提取的剩余寿命关联信息呈现单调变化特性, 构建基于保序回归的退化状态识别方法, 并基于剩余寿命关联信息对钻机健康状态进行鲁棒监测, 根据趋势分量曲线的不同增长变化速率实现对健康状态的监测。

设备健康状态呈现多阶段规律, 不同的健康状态区间与其剩余寿命关联信息具有强相关性, 且不同的阶段之间存在明显不同的差异。聚焦于钻进系统关键零部件剩余寿命关联信息发展变化趋势, 以提取的特征作为输入, 基于深度学习发掘更深层次、更低维度、强时序相关性的充分包含退化趋势信息的深层特征, 用于构建健康因子。健康因子构建的质量, 直接影响剩余使用寿命预测的准确性。利用神经网络、深度学习、典型相关性分析等数据挖掘方法, 构建健康因子预测与健康状态评估模型, 实现钻进系统健康状态的实时评估。基于所构建的健康因子, 建立基于双向 LSTM 的健康状态预测网络, 如图 18 所示, 对关键零部件的健康因子和剩余使用寿命进行预测。当剩余寿命小于某阈值, 零部件状态退化至一定程度, 可判定该零部件失效, 无法正常运行, 也即故障。该阈值可通过专家经验或统计分析确定。

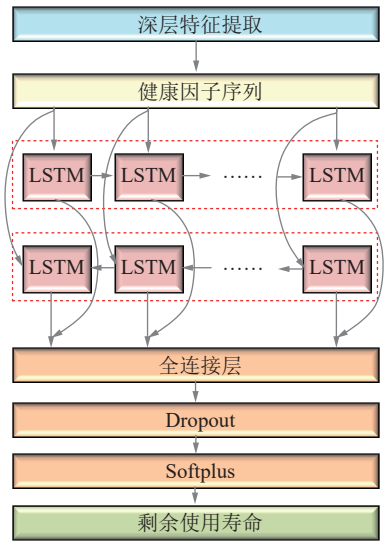

图 18　剩余寿命预测网络架构

Fig.18　Remaining life prediction network architecture

4.3　钻进系统关键零部件故障诊断

钻进系统的机械故障主要发生在轴承、齿轮和电机等关键零部件, 液压故障主要发生在液压泵、马达、电磁阀等零部件。为反映钻孔机器人钻进系统的故障状态, 压力、流量、振动、转速和温度等是重要的监测参数。压力反应钻孔机器人工作性能的优劣; 流量能够反映各执行机构的速度; 主轴转速可以确定液压马达的工作状态; 振动信号可以检测轴承、齿轮等零部件的运行状态。这些状态参数为故障诊断提供了重要依据。

钻孔机器人在钻进煤体时会受到煤体的载荷作用, 零部件承受和传递载荷, 从而产生大量噪声, 影响对故障特征的提取。单一模态特征在提取有效的故障特征上有些许困难, 而模态特征过多会增加计算量。因此, 对轴承的振动信号进行时域和时频域的信息融合, 全面提取轴承振动信号的故障特征, 构建基于时频融合深度网络的钻机轴承故障诊断方法。同时, 对文本特征、视觉特征等多源特征, 首先利用词向量编码、transformer 等提取多源异构数据特征。具体模型如图 19 所示。利用支路和总路的注意力机制, 进行特征自适应融合, 再将融合后的特征输入 softmax 分类器, 实现对轴承故障类型的判断。因此, 深入了解故障机理, 将信号分析、大数据、深度学习等新方法应用到钻孔机器人钻进系统故障诊断是该领域的研究热点。

4.4　钻进过程卡钻状态监测

钻孔机器人钻进过程的正常运行取决于钻具的运行状态。在钻孔机器人工作过程中, 在受到煤体应力以及周围环境的影响下, 钻具的运行状态会发生改变, 进而对生产效率及安全性造成较大影响。因此, 需要对卸压钻具的卡钻状态进行识别, 作为钻进调控依据, 以应对动态变化的工作环境, 同时保障生产和人员安全。

鉴于钻具的运动特性, 根据动力学分析, 确定卡钻关联参数包括: 钻杆转速、钻杆推进位移、旋转扭矩、钻进压力、钻杆振动信号。在此基础上, 建立钻孔机器人钻进过程的动力学仿真模型, 利用 Ansys、ABAQUS 等软件实现钻具的运行工况仿真, 根据单一变量准则对上述 5 个参数进行仿真测验, 可得钻进压力与钻杆推进位移、旋转扭矩成正比, 与钻杆转速程反比; 钻杆推进位移与转速成反比, 与旋转扭矩成正比; 钻杆转速与旋转扭矩成反比。因此, 上述 4 个变量之间呈协同变化趋势, 进一步利用主元分析、协整分析、典型变量分析等方法建立关联参数之间的相关关系, 构造卸压钻具卡钻因子, 并确定卡钻因子的卡钻阈值, 以便后续卡钻风险评估。

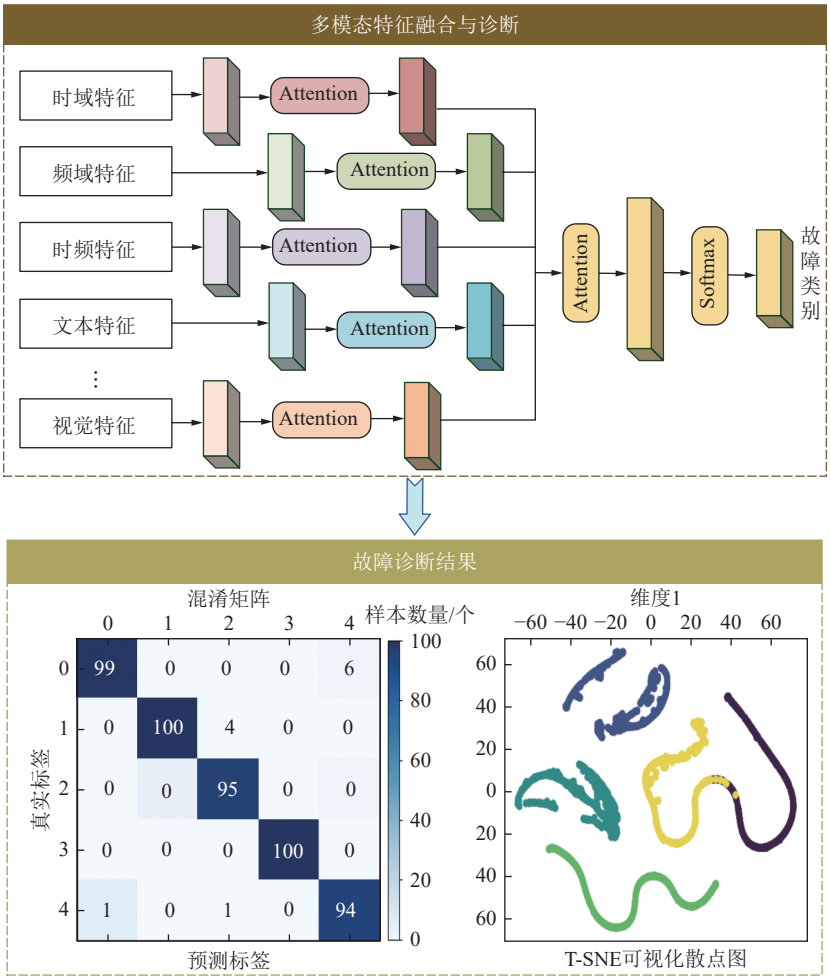

图 19 多源异构信息融合的钻机故障诊断示意

Fig.19 Schematic diagram of drilling rig fault diagnosis based on multi-source heterogeneous information fusion

为了实现钻孔机器人卡钻状态的监测与预警，需要对建立的卡钻因子进行风险预测，提前预判卡钻现象的发生，保障生产和人员安全[60]。卸压钻具的运行是一个非平稳、时变、非线性过程，采用改进蝙蝠优化算法，通过调整自身的超参数设置，寻找最优参数组合，避免繁琐手动调整和不确定性，缩短参数的调整时间。以预测卸压钻具卡钻因子为目标，构建基于改进蝙蝠优化长短时记忆网络的卡钻风险因子预测模型，其原理如图 20 所示，实现对卸压钻具卡钻因子预测，模型准确率大幅上升、训练时间短，实现针对卸压钻具运行状态的高效智能识别。图 20 中，X_1、X_2、…、X_{end} 为卡钻因子序列，模型输入向量；C_{end}、H_{end} 分别为存储单元和隐藏状态；O_1、O_2、…、O_{end} 为经 LSTM 预测的卡钻因子序列，是模型输出向量。

5 钻进系统精确控制技术

防冲钻孔机器人钻进系统一般由钻进电控系统、液压马达回转系统和给进系统组成，钻进电控系统包含电源模块、信号隔离器、PLC 控制模块、电磁阀/比例阀驱动功率放大器、信号接收模块、钻进电控开关、钻进转速、钻进位移和压力传感器等。当传感器检测到钻进系统的转速、压力与位移等钻进动作信号后，发送至钻进电控系统，由其控制策略产生相应的钻进回转速度和给进力，输出至液压马达回转系统和给进系统而让其执行相应的钻进作业，实现钻孔卸压作业效果。钻进系统液压原理示意如图 21 所示。

负载敏感变量液压油源系统为钻进系统回转和给进作业提供液压动力，可根据负载大小而调整液压流量，以满足不同工况下钻进负载需求变化，进而提高钻进作业效率。受限于煤层赋存与采动因素影响，煤岩处于高地应力、动力扰动因素多的复杂煤层地质条件，导致防冲钻孔机器人钻进系统运行状态非平稳，易出现钻杆跳动、卡钻、抱钻等钻进控制非异常问题，影响防冲钻孔机器人作业可靠性和安全性，甚至引发煤矿防冲钻孔机器人钻进故障与人员伤亡等。为此，需要实现钻进系统的精确控制，才能保证复杂煤层条件下防冲钻孔机器人的钻进精度和作业安全性。

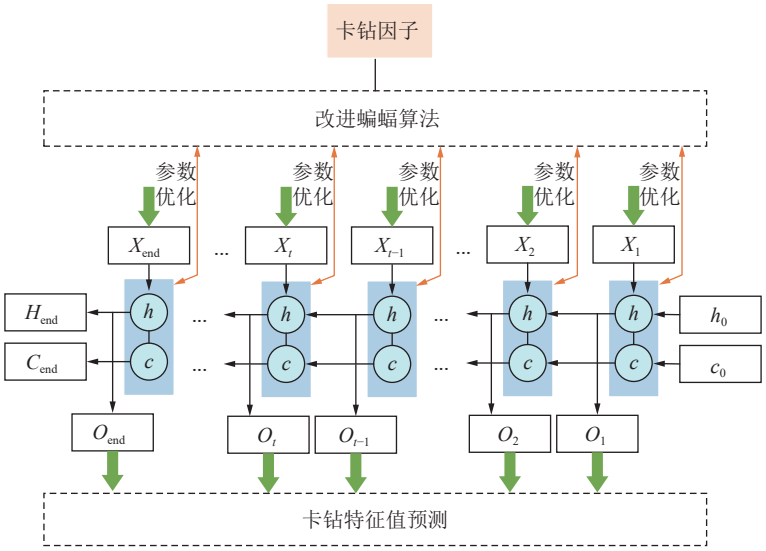

图 20　卡钻预测模型示意

Fig.20　Schematic diagram of the prediction model for sticking

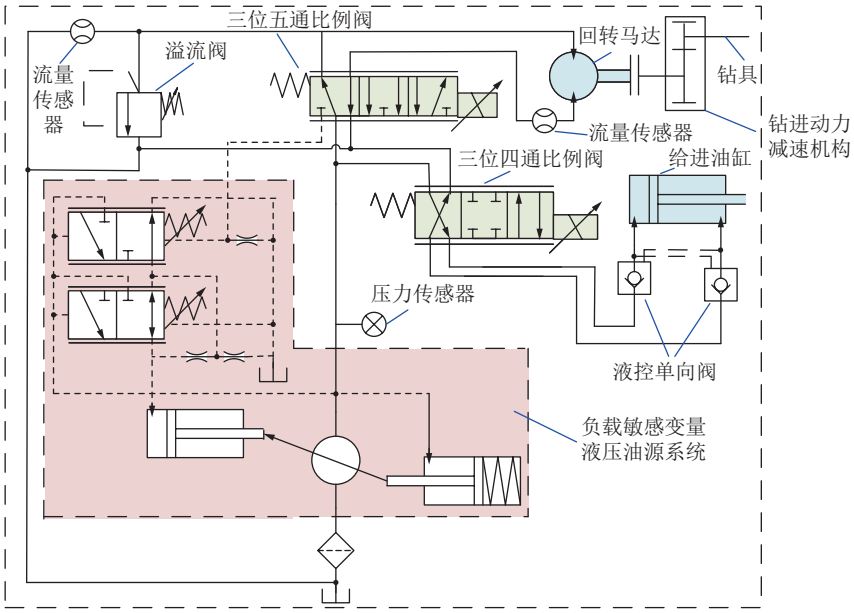

图 21　钻进系统液压原理示意

Fig.21　Hydraulic schematic diagram of drilling system

针对复杂煤层条件下防冲钻孔机器人的钻进工况特点，需要协调钻进回转系统和给进系统，使钻进系统可根据不同煤岩性状选择相应的钻进控制参数和扰动补偿，进而实现复杂煤层钻进工况下的钻进系统精确控制。钻进作业过程中，需要对待钻进煤岩区域进行煤岩性状识别，以实现钻进系统的状态感知。基于不同煤岩性状的回转切削比功，求解最优回转速度。之后，利用支持向量机回归预测模型解算出最优钻进压力。最后，以钻进和回转协同作业效率最优为目标，利用多目标优化算法，获取适用于不同煤岩区域的最优钻进参数。同时，钻进系统的钻进动力需求还可根据煤岩性状变化而自适应调节，从而保障防冲钻孔机器人钻进系统的高效运行，提高钻进系统的精确控制性能。防冲钻孔机器人钻进系统精确控制架构如图 22 所示。

考虑到煤岩性状的随机性与多变性，且每一种煤岩均存在最优的回转切削参数，在给定的最优回转速度下，可获得最优的钻进速度，结合钻进回转系统的液压马达转矩控制输出特性，以及钻进给进系统的液压油缸位置控制输出特性，以钻进系统最优控制参数为目标，构建基于转矩和位置的钻进系统最优控制参数求解模型，其控制原理如图 23 所示。

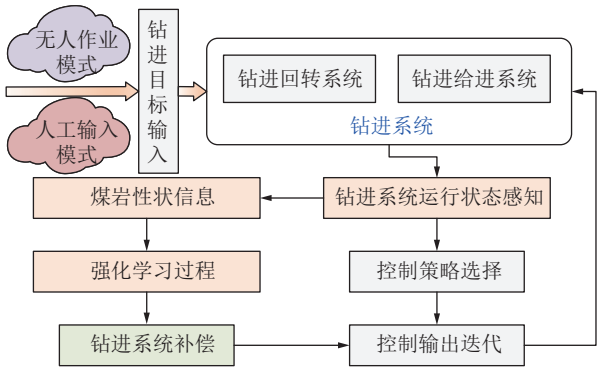

图 22 钻进系统精确控制原理

Fig.22 Schematic diagram of precise control of drilling system

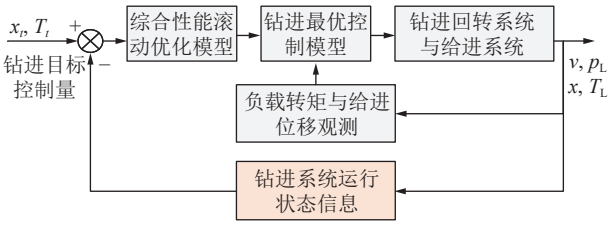

图 23 钻进系统最优控制原理

Fig.23 Schematic diagram of optimal control of drilling system

6 结 语

针对高地应力矿井全自主钻孔卸压作业的行业需求，笔者通过总结分析国内外钻孔卸压技术和装备的研究现状，凝练出了影响钻进系统性能的“孔位精准识别、钻具姿态精确感知、无线电磁随钻智能检测、钻具运行状态智能识别和钻进系统精确控制”五大关键技术，进而设计了基于改进 SinGAN 的卸压孔图像样本扩充方法，构建了基于改进 SqueezeNet 轻量级网络架构的卸压孔精确识别模型；设计了多个 IMU 的空间阵列布局方式，研究了基于 BP 神经网络的钻具姿态误差补偿方案；搭建了煤矿井下随钻测量无线电磁传输系统架构，研究了孔底地质参数、几何参数和工程参数的测量原理和实现过程；提出了钻进系统关键零部件健康状态评估和故障诊断技术，构建了考虑煤岩性状的钻进系统精确控制方案，探讨了基于转矩和位置的钻进系统最优控制原理。上述相关研究方案的实现可以显著提高冲击低压治理的智能化水平，确保煤矿的安全、高效、绿色生产。

参考文献(References):

[1] 陈旭昂，韩言，邓恒，等. 基于线激光和新型标定板的钢轨轮廓匹配方法[J]. 激光与红外，2023，53(8)：1279−1287.
CHEN Xu’ang, HAN Yan, DENG Heng, et al. Rail contour matching method based on line laser and new calibration plate[J]. Laser and Infrared, 2023, 53(8): 1279−1287.

[2] 叶飞，骆星智，宋永春，等. 基于双特征融合的改进 R-CNN 电力小金具缺陷检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报，2023，37(7)：213−220.
YE Fei, LUO Xingzhi, SONG Yongchun, et al. Research on defect inspection of power small fittings based on improved R-CNN and double feature fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023, 37(7): 213−220.

[3] 乔铁柱，陈昕，王峰，等. 基于煤位检测的多尺度特征匹配算法[J]. 煤炭学报，2013，38(2)：515−517.
QIAO Tiezhu, CHEN Xin, WANG Feng, et al. Based on the multi-scale feature matching algorithm of the coal level detection method[J]. Journal of China Coal Society, 2013, 38(2): 515−517

[4] 余子健，杨鹏程，连力平，等. 基于 Butterworth 滤波和 Haar 小波变换的干涉图像齿面域分割[J]. 电子测量技术，2023，46(2)：184−192.
YU Zijian, YANG Pengcheng, LIAN Liping, et al. Tooth flank segmentation method of the interferogram based on butterworth filter and haar wavelet thansform[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(2): 184−192.

[5] 罗丹，陈民铀，赖伟，等. 基于 Haar 小波变换重构开关序列的 MMC 子模块电容值在线监测方法[J]. 电工技术学报，2022，37(20)：5278−5289.
LUO Dan, CHEN Minyou, LAI Wei, et al. Online monitoring method for sub-module capacitance in modular multilevel converter based on haar wavelet transform reconstructions switch sequence[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(20): 5278−5289.

[6] 陈浩. 基于机器视觉的移动机械臂控制[D]. 西安：西安电子科技大学，2014.
CHEN Hao. Mobile manipulator control based on machine vision[D]. Xi’an: XIDIAN University, 2014.

[7] 陈小锐，尹成福，段建军. 特长隧道炮孔快速精准定位施工技术[J]. 四川水力发电，2020，39(6)：76−79.
CHEN Xiaorui, YIN Chengfu, DUAN Jianjun. Construction technology of rapid and accurate positioning of blast holes in extra long tunnel[J]. Sichuan Water Power, 2020, 39(6): 76−79.

[8] 单纪坤. 机器人制孔视觉定位及位姿求解技术研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨理工大学，2020.
SHAN Jikun. Research on robot hole making vision positioning and pose solution technology[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2020.

[9] 黄炳，李荣欣，周松元. 煤矿井下空间可视化钻孔投射定位技术[J]. 煤矿安全，2021，52(2)：93−97.
HUANG Bing, LI Rongxin, ZHOU Songyuan. Projective and positioning technology for spatial visualization borehole in underground coal mine[J]. Safety in Coal Mines, 2021, 52(2): 93−97.

[10] 施晓伟，乐婷，宋冬，等. 基于机器视觉的航空散热器智能定位钻孔技术[J]. 测控技术，2020，39(8)：129−133.
SHI Xiaowei, YUE Ting, SONG Dong, et al. Intelligent positioning drilling technology of aviation radiator based on machine vision[J]. Measurement & Control Technology, 2020, 39(8): 129−133.

[11] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014: 580−587.

[12] GIRSHICK R, Fast RCNN[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 1440−1448

[13] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28: 91−99.

[14] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. Ssd: Single shot

multibox detector[C]// European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 21−37.

[15] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 779−788.

[16] 张共愿, 程咏梅, 程承, 等. 基于相对导航的多平台 INS 误差联合修正方法[J]. 航空学报, 2011(2): 271−280.
ZHANG Gongyuan, CHENG Yongmei, CHENG Cheng, et al. A joint correcting method of multi-platform INS error based on relative navigation[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2011(2): 271−280.

[17] 司垒, 王忠宾, 王浩, 等. 基于惯性传感组件和 BP 神经网络的防冲钻孔机器人钻具姿态解算[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 213−223.
SI Lei, WANG Zhongbin, WANG Hao, et al. Drilling tool attitude calculation of drilling robot for rockburst prevention based on inertial sensing assembly and BP neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 43(4): 213−223.

[18] 王忠宾, 司垒, 王浩, 等. 基于空间阵列式惯性单元的防冲钻孔机器人位姿解算方法[J]. 煤炭学报, 2022, 47(1): 598−610.
WANG Zhongbin, SI Lei, WANG Hao, et al. Position and attitude calculation method of anti-impact drilling robot based on spatial array inertial units[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1): 598−610.

[19] 张羽飞, 马宏伟, 毛清华, 等. 视觉与惯导融合的煤矿移动机器人定位方法[J]. 工矿自动化, 2021, 47(3): 46−52.
ZHANG Yufei, MA Hongwei, MAO Qinghua, et al. Coal mine mobile robot positioning method based on fusion of vision and inertial navigation[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(3): 46−52.

[20] 郁露, 唐超礼, 黄友锐, 等. 基于 UWB 和 IMU 的煤矿机器人紧组合定位方法研究[J]. 工矿自动化, 2022, 48(12): 79−85.
YU Lu, TANG Chaoli, HUANG Yourui, et al. Research on tightly combined positioning method of coal mine robot based on UWB and IMU[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(12): 79−85.

[21] 汪跃龙, 李凌云, 贺艳, 等. 近钻头钻具姿态测量的多传感器最小二乘原理加权融合方法[J]. 石油学报, 2021, 42(4): 500−507.
WANG Yuelong, LI Lingyun, HE Yan, et al. A multi-sensor weighted least squares weighted fusion method for attitude measurement of near-bit drilling tool[J]. Acta Petrolei Sinica, 2021, 42(4): 500−507.

[22] 高怡, 程为彬, 汪跃龙. 近钻头钻具多源动态姿态组合测量方法[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(2): 146−150.
GAO Yi, CHENG Weibin, WANG Yuelong. Multi-source dynamic attitude combination measurement for near-bit drilling tool[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(2): 146−150.

[23] 张春华, 刘广华. 随钻测量系统技术发展现状及建议[J]. 钻采工艺, 2010, 33(1): 31−35.
ZHANG Chunhua, LIU Guanghua. Present situation and suggestion of technology development of measurement while drilling[J]. Drilling and Production Technology, 2010, 33(1): 31−35.

[24] 刘修善, 杨春国, 涂玉林, 等. 我国电磁随钻测量技术研究进展[J]. 石油钻采工艺, 2008, 30(5): 1−5.
LIU Xiushan, YANG Chunguo, TU Yulin, et al. Advances in technology for electromagnetic measurement while drilling in China[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2008, 30(5): 1−5.

[25] 马哲, 杨锦舟, 赵金海. 无线随钻测量技术的应用现状与发展趋势[J]. 石油钻探技术, 2007, 35(6): 112−115.
MA Zhe, YANG Jinzhou, ZHAO Jinhai. Status quo and development trend of MWD technique[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2007, 35(6): 112−115.

[26] 郝世俊, 褚志伟, 李泉新, 等. 煤矿井下近钻头随钻测量技术研究现状和发展趋势[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(9): 10−19.
HAO Shijun, CHU Zhiwei, LI Quanxin, et al. Research status and development trend of near-bit MWD in underground coal mine[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(9): 10−19.

[27] 杨金显, 蔡纪鹏. 基于磁惯黏菌算法的随钻地磁误差在线补偿[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(11): 169−178.
YANG Jinxian, CAI Jipeng. On-line compensation for geomagnetic error while drilling based on magnetic inertial slime mould algorithm[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(11): 169−178.

[28] 侯仕军, 丁伟捷, 田帅康, 等. 露天潜孔钻机随钻测量系统研发与应用研究[J/OL]. 岩土工程学报: 1−7[2023−12−27]. https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1124.TU.20230803.1703.011.html.
HOU Shijun, DING Weijie, TIAN Shuaikang, et al. Development and application of MWD system for DTH drilling rig[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering: 1−7[2023−12−27]. https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1124.TU.20230803.1703.011.html.

[29] 王杰. 基于钻进参数的煤岩界面识别系统研究[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(9): 72−80.
WANG Jie. Research on coal-rock interface recognition system based on drilling parameters[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(9): 72−80.

[30] 王亚飞, 张占荣, 刘华吉, 等. 基于模型融合的钻进参数识别岩石类型研究[J]. 钻探工程, 2023, 50(2): 17−25.
WANG Yafei, ZHANG Zhanrong, LIU Huaji, et al. Data-driven model for the identification of the rock type by drilling data[J]. Drilling Engineering, 2023, 50(2): 17−25.

[31] 李磊兵, 施禹岑. 电控井下钻孔器钻进监测系统研究[J]. 中国石油和化工标准与质量, 2021, 41(1): 190−192.
LI Leibing, SHI Yucen. Research on electronic control subterranean drilling apparatus progress monitoring system[J]. China Petroleum and Chemical Standard and Quality, 2021, 41(1): 190−192.

[32] 范海鹏, 吴敏, 曹卫华, 等. 基于钻进状态监测的智能工况识别[J]. 探矿工程 (岩土钻掘工程), 2020, 47(4): 106−113.
FAN Haipeng, WU Min, CAO Weihua, et al. Intelligent drilling mode identification based on drilling state monitoring while drilling[J]. Exploration Engineering (Rock 8. Soil Drilling and Tunneling), 2020, 47(4): 106−113.

[33] 方鹏. 煤矿坑道定向钻机钻进参数监测系统设计[J]. 工矿自动化, 2019, 45(1): 1−5.
FANG Peng. Design of drilling parameters monitoring system of directional drilling rig in coal mine tunnel[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(1): 1−5.

[34] 王江萍, 孟祥芹, 鲍泽富. 钻进参数实时监测与故障诊断技术[J]. 钻采工艺, 2008(1): 49−52, 152.
WANG Jiangping, MENG Xiangqin, BAO Zefu. Technology of drilling parameters real-time monitoring and fault diagnosis[J]. Drilling &. Production Technology, 2008, 31(1): 49−52, 152.

[35] XU G, LIU M, JIANG Z, et al. Bearing fault diagnosis method based on deep convolutional neural network and random forest ensemble learning[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1088.

[36] DI MAIO F, HU J, TSE P, et al. Ensemble-approaches for clustering health status of oil sand pumps[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(5): 4847−4859.

[37] DUNG N L, DANG C V. Application of fuzzy-logic to design fuzzy compensation controller for speed control system to reduce vibration of CBI-250T drilling machine in mining industry[J]. Journal of Mining and Earth Sciences, 2020, 61(6): 90−96.

[38] MENDIL C, MADJID K, DOGHMANE M Z. Hybrid sliding PID controller for torsional vibrations mitigation in rotary drilling systems[J]. Indones Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 2021, 22(1): 146−158.

[39] SHEIKHI M A, NIKOOFARD A, SEDIGH K A. Control of managed pressure drilling systems using nonlinear predictive generalized minimum variance approach based on a Volterra model[J]. ISA Transactions, 2022, 128: 380−390.

[40] SHIGINA A A, STUPINA A A, DZHIOEVA N N, et al. Adaptive model of the control of roller bit drilling process[J]. Journal of Physics: Conference Series, IOP Publishing, 2019, 1353(1): 012029.

[41] GUO Y, CHENG W, GONG D, et al. Adaptively robust rotary speed control of an anchor-hole driller under varied surrounding rock environments[J]. Control Engineering Practice, 2019, 86: 24−36.

[42] 常江华. BP 神经网络算法在智能钻进控制系统中的应用[J]. 煤矿机械. 2020, 41(5): 188−191.
CHANG Jianghua. Application of BP neural network algorithm in intelligent drilling control system[J]. Coal Mine Machinery, 2020, 41(5): 188−191.

[43] 吕晋军. 煤矿用自动钻进技术防卡钻系统的研究[J]. 煤炭技术, 2021, 40(7): 143−145.
LÜ Jinjun. Research on anti drilling system for automatic drilling technology in coal mine[J]. Coal Technology, 2021, 40(7): 143−145.

[44] ZHANG C W, LI C, WANG J, et al. Design of adaptive control system for weight on bit of vehicle-mounted drilling rig[J]. SAE International Journal of Commercial Vehicles, 2023, 16(1): 19−31.

[45] 姚文龙, 亓冠华, 池荣虎, 等. 具有未知负载扰动的水井钻机电液伺服系统无模型自适应控制[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(2): 231−240.
YAO Wenlong, QI Guanhua, CHI Ronghu, et al. Model-free adaptive control for water well drilling rig electrohydraulic servo with unknown load disturbance[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(2): 231−240

[46] 沙林秀, 王凯. 基于 PSO 的钻机快速自适应 PID 控制[J]. 控制工程, 2021, 28(3): 519−523.
SHA Linxiu, WANG Kai. A fast self-adaptive PID control method for drilling rig based on PSO[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(3): 519−523.

[47] LIU Qingyun, ZHA Yiwen, LIU Tao, et al. Research on adaptive control of air-borne bolting rigs based on genetic algorithm optimization[J]. Machines, 2021, 9: 240.

[48] SHAHAM T R, DEKEL T, MICHAELI T. Singan: Learning a generative model from a single natural image[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019: 4570−4580.

[49] ZHI W T, GAO L, ZHU Z S. Garbage classification and recognition based on SqueezeNet[C]// The 3rd World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing (WCMEIM 2020). Shanghai, 2020.

[50] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]// International Conference on Machine Learning. PMLR, 2015: 448−456.

[51] 李晓飞. 基于深度学习的行人及骑车人车载图像识别方法[D]. 北京: 清华大学, 2016.
LI Xiaofei. On-board pedestrian and cyclist recognition using deep learning methods[D]. Beijing: Tsinghua University, 2016.

[52] 谷丽东, 汪凯斌, 赵佳佳. 矿用电磁随钻测量装置及应用[J]. 煤炭安全, 2019, 52(9): 136−141.
GU Lidong, WANG Kaibin, ZHAO Jiajia. Mine-used electromagnetic MWD system and its application[J]. Safety in Coal Mines, 2019, 52(9): 136−141.

[53] 邵养涛, 姚爱国, 张萌, 等. 电磁波随钻测量双向信号传输系统[J]. 煤田地质与勘探, 2010, 38(3): 69−72.
SHAO Yangtao, YAO Aiguo, ZHANG Meng, et al. Electromagnetic wave bi-directional signal transmission of MWD[J]. Coal Geology & Exploration, 2010, 38(3): 69−72.

[54] 赵大军, 李文华, 孙友宏, 等. 工程地球物理勘探随钻测量钻机的研制[J]. 吉林大学学报, 2012, 42(1): 144−149.
ZHAO Dajun, LI Wenhua, SUN Youhong, et al. Research on engineering geophysical exploration MWD drilling rig[J]. Journal of Jilin University, 2012, 42(1): 144−149.

[55] 蒋必辞, 田小超, 张鹏, 等. 随钻伽马对方位角测量的影响及校正方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(12): 175−181.
JIANG Bici, TIAN Xiaochao, ZHANG Peng, et al. Study on influence and correction method of gamma while drilling on azimuth angle measurement[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(12): 175−181.

[56] 陈刚, 张冀冠, 李泉新, 等. 煤层水平井中随钻电磁波仪器影响因素分析及电阻率模拟计算[J]. 煤田地质与勘探, 2022, 50(1): 45−51.
CHEN Gang, ZHANG Jiguan, LI Quanxin, et al. Influential factors of the electromagnetic wave instrument while drilling in coal seam horizontal wells and resistivity simulation calculation[J]. Coal Geology & Exploration, 2022, 50(1): 45−51.

[57] 雷晓荣, 程建远, 陈龙, 等. 螺旋钻进随钻轨迹测量技术与装备研究[J]. 煤炭科学技术, 2016, 44(9): 140−154.
LEI Xiaorong, CHENG Jianyuan, CHEN Long, et al. Study on measuring technology with drilling track and equipment of spiral drilling[J]. Coal Science and Technology, 2016, 44(9): 140−154.

[58] 蒋磊, 马六章, 杨克虎, 等. 基于 MFCC 和 FD-CNN 卷积神经网络的综放工作面煤矸智能识别[J]. 煤炭学报, 2020, 45(S2): 1109−1117.
JIANG Lei, MA Liuzhang, YANG Kehu, et al. Coal and gangue intelligent separation based on MFCC and FD-CNN convolutional neural network for top coal caving mining[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(S2): 1109−1117.

[59] 曹现刚. 煤矿装备全寿命周期智能维护与健康管理[J]. 西安科技大学学报, 2022, 42(3): 394.
CAO Xiangang. Life-cycle oriented coal mine equipments intelligent maintenance and health management[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2022, 42(3): 394.

[60] 张万栋, 郭威龙, 李炎军, 等. 多因子长时序信息联合建模的深度卷积卡钻事故预测[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(9): 333−341.
ZHANG Wandong, GUO Weilong, LI Yanjun, et al. Deep convolution sticking prediction based on joint modeling of multi-factor long time series information[J]. Computer System Application, 2022, 31(9): 333−341.