

载液压机械手系统开展现场作业。该系统面临的核心技术挑战为低温约 4℃海水环境与井口近域高温温度可达 100℃以上工况形成的显著温度梯度，以及作业区域的超高环境压力。针对性解决方案为：机械手本体结构选用钛合金制备，兼顾结构力学强度与海洋环境耐腐蚀性，液压系统适配耐海水腐蚀、耐高温的合成酯液压油，同时配置精密型压力-温

度补偿单元，所有旋转关节采用加压油腔补偿结构设计，腔体内预填充特种高温润滑脂。现场实际作业记录显示，该 ROV 液压机械手可在井口压力超 100MPa 的工况下，顺利完成防喷器组的阀门操作、跨接管连接等复杂作业任务，单次水下连续作业支持时长突破 30 天，系统综合可用率达 98.5% 以上。

表 1 HPHT 工业机器人核心子系统典型环境测试规范示例

被测子系统 / 部件	模拟环境条件	测试周期	性能合格判据
机械臂集成关节	温度：205° C ± 5° C 压力：120MPa 氛围：氮气保护	累计运行 500 小时	定位重复精度偏差 <± 0.1mm； 关节输出扭矩衰减 <8%； 无润滑剂泄漏或外部介质侵入
主控电子单元	舱内温度：125° C 外部环境：175° C	持续通电运行 1000 小时	所有通信接口误码率 <10 ⁻⁹ ；控制指令执行成功率达 100%；无任何元器件功能失效
液压动力站	环境温度：55° C 液压油温：95° C	满负荷连续运行 720 小时	系统压力波动 <± 2% 设定值； 容积效率下降 <5%；各密封点泄漏率低于设计允许值
井下摄像头模组	温度：175° C 压力：90MPa 介质：模拟地层水	15%	色彩还原无明显失真； LED 补光灯亮度衰减 <20%

4 技术实施效果综合评估与稳定性验证

4.1 作业安全性质的根本性提升

HPHT 机器人的核心应用价值，首要体现为将作业人员从极端危险、恶劣的物理作业环境中彻底解放。通过对井口高压操作、近钻头施工作业、有毒气体环境巡检等高危作业任务实现全流程人工替代，能够大幅降低现场作业人员的伤亡概率。据国际钻井承包商协会对已规模化部署自动化井口机器人的钻机开展的专项统计分析，此类钻机的可记录总事故率实现 40%-60% 的平均降幅，其中与井口直接操作相关的人身伤害事故发生率降至近乎为零。

4.2 作业效率、精度与一致性优化

HPHT 机器人在作业过程中不受生理疲劳、情绪波动及环境心理压力的干扰，可实现 7×24 小时不间断连续作业，且作业节拍始终保持高度稳定。在钻井施工作业中，机器人完成接单根、甩钻具等核心工序的作业效率与重复定位精度均显著优于人工操作，以此有效缩短了钻井作业的非生产时间。除此之外，机器人在扭矩精准调控、结构对位精度等方面的作业表现远优于人工操作，大幅降低了因人为操作不当引发的设备损毁风险，如钻柱螺纹损伤这类典型问题的发生概率。

4.3 系统可靠性与长期运行成本

HPHT 机器人虽在前期研发与设备购置阶段投入成本偏高，但其创造的全周期综合效益具备显著优势。经严苛的环境适配性设计与全工况测试验证，设备平均无故障工作时间实现大幅提升，有效降低了因设备突发故障引发的非计划

停机频次。与此同时，现场高技能高危作业岗位的人员配置规模得以缩减，相应的专业培训、人身保险及高危作业高额津贴等运营成本也随之降低。从全生命周期成本 (LCC) 视角开展量化分析可知，在诸多复杂 HPHT 作业项目中，特种机器人的工程应用已被验证具备更优的经济性价比。多项工程应用案例的后期回访监测数据表明，该类机器人系统在设计使用寿命周期内，核心功能部件的更换率远低于传统人工操作模式下的设备损耗率。

5 结语

石油行业高温高压作业环境，堪称检验工业机器人技术极限性能的核心试金石。经研究，HPHT 机器人实现极端工况稳定应用的核心关键在于系统集成设计，即所有功能部件与子系统均需围绕极端环境适配这一核心目标开展协同定制化设计。未来，伴随智能化技术、新型材料研发、数字孪生技术等前沿领域的深度融合与交叉渗透，适配 HPHT 环境的工业机器人将朝着更高自主化、更强环境耐受性、更优智能决策性的方向迭代演进。

参考文献

- [1]李友龙,黄雪方,王健哲,等.水下机器人ROV在石油行业检测维修中的应用研究[J].中国石油和化工标准与质量,2025,45(07):28-30.
- [2]郑玉龙.石油化工智能机器人集群化协同作业研究与应用[J].工程机械,2024,55(04):211-214+17.
- [3]刘娜娜,吴伟,李博.石油井下牵引机器人驱动单元优化设计[J].机电工程技术,2020,49(01):57-59.

Research on Intelligent Fault Diagnosis Methods for the Electrical System of Coal Mining Machines

Longjie Li

Xi'an Coal Mining Machinery Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi, 710000, China

Abstract

Against the background of rapid advancement in intelligent coal mining, the coal mining machine, as the core equipment of fully mechanized mining faces, has an electrical system whose stable operation is directly related to mining efficiency and production safety. Addressing the issues in traditional fault diagnosis methods for coal mining machine electrical systems, such as reliance on manual experience for feature extraction, poor adaptability to complex operating conditions, and insufficient diagnostic accuracy, this paper conducts research on intelligent fault diagnosis methods. First, the structure of the coal mining machine electrical system and typical fault mechanisms are systematically analyzed, a multi-source fault dataset is constructed, and data preprocessing is completed; next, deep learning technology is introduced to achieve adaptive extraction of fault features and in-depth mining of temporal features.

Keywords

coal mining machine; electrical system; fault diagnosis; intelligence

采煤机电气系统智能化故障诊断方法研究

李龙杰

西安煤矿机械有限公司, 中国·陕西 西安 710000

摘要

在煤炭智能化开采快速推进的背景下,采煤机作为综采工作面核心装备,其电气系统的稳定运行直接关系到开采效率与生产安全。针对传统采煤机电气故障诊断方法存在特征提取依赖人工经验、复杂工况适应性差、诊断精度不足等问题,本文开展智能化故障诊断方法研究。首先系统分析采煤机电气系统结构与典型故障机理,构建多源故障数据集并完成数据预处理;其次引入深度学习技术,实现故障特征自适应提取与时序特征深度挖掘。

关键词

采煤机; 电气系统; 故障诊断; 智能化

1 引言

煤炭资源在能源结构中占据重要地位,随着“双碳”目标推进与工业深度融合,煤炭开采正从机械化、自动化向智能化、无人化转型升级。中国国家能源局、应急管理部等部门相继出台《煤矿智能化建设指南》《煤炭工业“十四五”高质量发展指导意见》等政策,明确提出到2025年大型煤矿和灾害严重煤矿基本实现智能化,到2035年全面实现煤炭工业智能化。综采工作面作为煤炭生产核心场景,其智能化水平直接决定行业发展质量,而采煤机作为“三机一架”中的核心采掘设备,是实现智能化开采的关键载体。采煤机电气系统集成变频器、PLC、传感器、伺服驱动等复杂元件,承担着动力传输、动作控制、状态监测等核心功能,是采煤机智能化运行的“神经中枢”。随着采煤机功率提升与

功能拓展,电气系统结构日益复杂,运行工况更加恶劣,对故障诊断的精准性、实时性提出了更高要求。因此,开展采煤机电气系统智能化故障诊断研究,是顺应煤炭行业智能化发展趋势、提升综采工作面智能化水平的必然选择。

2 采煤机电气系统故障机理与数据特征

2.1 采煤机电气系统组成与工作原理

采煤机电气系统是实现采煤机运行控制、状态监测、故障保护的核心系统,主要由供电单元、控制单元、驱动单元、执行单元、监测与通信单元五部分组成,各单元协同工作,保障采煤机稳定运行。供电单元包括矿用隔爆型变压器、低压开关、变频器等,负责将井下高压电转换为采煤机所需的低压电,为各电气元件提供稳定电源,同时实现电压调节、过载保护等功能,是电气系统的“能量来源”;控制单元以PLC为核心,接收操作人员指令与传感器监测信号,通过逻辑运算输出控制信号,实现采煤机牵引、截割、升降等动作的精准控制,是电气系统的“大脑”;驱动单元包括牵引

【作者简介】李龙杰(1997-),男,中国陕西石泉人,本科,工程师,从事采煤机电气系统研究。

电机、截割电机、泵电机等三相异步电动机，是采煤机的动力来源，通过电机运转带动机械结构完成落煤、装煤、行走等动作，是电气系统的“动力核心”；执行单元包括电磁阀、接触器、继电器等，接收控制单元信号，实现电路通断、液压系统控制等功能，是连接控制单元与机械结构的“中间桥梁”；监测与通信单元包括电流传感器、电压传感器、温度传感器、振动传感器等，实时采集电机电流、电压、绕组温度、轴承振动等参数；通过工业以太网、CAN总线等通信方式，将监测数据传输至地面监控中心，实现远程监测与控制，是电气系统的“感知神经”。

采煤机电气系统在长期运行过程中，受复杂工况影响，易发生各类故障。结合煤矿现场故障统计与理论分析，将典型电气故障分为变频器故障、电机故障、传感器故障、控制单元与通信故障四类，变频器故障是采煤机电气系统最常见的故障，占比达30%以上，主要包括过流故障、过压/欠压故障、IGBT故障、散热故障。过流故障由采煤机截割煤岩时负载突变或电机绕组短路引发，导致变频器输出电流超过额定值，触发过流保护停机；过压/欠压故障因井下电网电压波动或变频器整流模块故障，导致直流母线电压异常，损坏功率器件；IGBT故障由长期强电流、高温作用引发，IGBT击穿、短路，导致变频器无法正常输出；散热故障因散热风扇故障或粉尘堵塞散热通道，模块温度过高，触发过热保护。

电机故障主要包括定子绕组短路/断路、转子断条、轴承故障。定子绕组短路/断路由绕组绝缘老化、受潮或机械振动引发，电机无法正常启动，电流异常增大；转子断条因鼠笼式转子导条受电磁力与热应力作用断裂，导致电机转速波动、输出转矩下降，电流出现周期性脉动；轴承故障由润滑不良、磨损或粉尘进入引发，电机振动加剧、温度升高，严重时引发卡滞。传感器故障主要包括信号漂移、断线/短路、干扰故障。信号漂移由温度、湿度、电磁干扰引发，输出信号偏离真实值，监测数据失真；断线/短路因线路受机械拉扯、挤压引发，输出信号为零或异常饱和；干扰故障由井下强电磁干扰引发，输出信号出现噪声，影响诊断准确性。控制单元与通信故障主要包括通信故障、PLC故障、接触器/继电器故障。通信故障因CAN总线、工业以太网受电磁干扰或线路损坏引发，数据丢包、传输延迟，控制指令无法正常收发；PLC故障由模块损坏、程序出错引发，逻辑控制失效，采煤机动作异常；接触器/继电器故障由触点烧蚀、弹簧疲劳引发，电路通断失效，执行单元无法正常工作。

2.2 智能化故障诊断基本框架

基于深度学习的采煤机电气智能化故障诊断框架主要包括数据层、特征提取层、故障诊断层、输出层四部分。数据层负责多源数据的采集、预处理与数据集构建，为模型提供标准化输入数据；特征提取层采用深度学习模型自动提取数据中的深层特征，替代传统人工特征提取，包括空间特征

与时序特征；故障诊断层基于提取的特征，通过分类器实现故障类型的识别与定位；输出层输出诊断结果，包括故障类型、故障概率、故障位置等信息，同时实现故障报警与数据存储。该框架实现了从数据输入到故障输出的全流程智能化，无需人工干预，大幅提升诊断效率与精度。

3 采煤机电气故障智能化诊断模型构建

3.1 智能化诊断基础理论

机器学习是人工智能的核心分支，通过算法让计算机从数据中学习规律，实现预测与决策。传统机器学习如SVM、BP神经网络等，需依赖人工设计特征，泛化能力有限；深度学习作为机器学习的进阶形式，通过构建多层神经网络，自动从原始数据中提取深层特征，无需人工干预，具备强大的特征学习与非线性映射能力，在处理复杂数据时优势显著。深度学习模型主要包括卷积神经网络、循环神经网络、深度置信网络、自编码器等。CNN擅长处理空间结构数据，广泛应用于图像、信号处理；RNN及其改进模型LSTM、GRU擅长处理时序数据，可捕捉信号中的长期依赖关系；DBN与AE通过无监督学习实现特征提取，适用于小样本数据场景。本文结合CNN与LSTM的优势，构建混合深度学习模型，实现采煤机电气故障的精准诊断。卷积神经网络是一种前馈神经网络，其核心优势在于局部感受野、权重共享、池化操作，可自动提取数据中的空间局部特征，广泛应用于信号处理领域。CNN主要由输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层组成。

采煤机电气故障数据具有明显的时序特性，传统CNN难以捕捉信号中的长期依赖关系，而长短期记忆网络作为循环神经网络的改进模型，通过引入门控机制，有效解决了RNN的梯度消失与梯度爆炸问题，擅长处理长时序数据。

3.2 多源数据融合策略

采煤机电气故障诊断涉及电流、电压、振动、温度等多源异构数据，单一数据源难以全面反映故障特征，因此本文采用特征级融合策略，实现多源数据的有效融合，提升模型诊断精度。特征级融合是在数据预处理与特征提取后，将不同数据源的特征向量进行拼接，形成融合特征向量，作为模型的输入，具体流程如下：单源特征提取，分别将电流、电压、振动、温度数据输入CNN模块，提取各自的空间特征；特征拼接，将单源特征向量按通道维度拼接，形成融合特征向量，保留各数据源的特征信息；时序特征学习，将融合特征向量输入LSTM模块，挖掘融合特征中的时序依赖关系；故障分类，基于融合时序特征，实现故障类型的精准诊断。

4 故障诊断系统设计与实现

4.1 故障诊断系统总体设计

为实现采煤机电气系统故障诊断的工程应用，本文设计“边缘端-云端”两级架构的故障诊断系统，硬件架构主要包括井下数据采集单元、边缘计算单元、地面监控中心三