

边缘计算赋能：煤矿电气设备预测性维护系统的创新构建与实践

刘露露

上海煤科检测技术有限公司

DOI:10.32629/etd.v7i6.21026

[摘要] 为解决传统煤矿电气设备维护模式中“事后维修滞后、定期维护盲目”的痛点,应对井下复杂工况下数据传输延迟、带宽受限、安全合规性要求高的难题,提出一种基于边缘计算的煤矿电气设备预测性维护系统。该系统构建“设备感知层-边缘计算层-云端应用层”三级协同架构,通过多源异构数据本地化实时处理、边缘智能推理与云端深度优化的协同机制,实现设备故障精准预警、健康状态评估与维护决策智能化。详细阐述系统各层级的硬件选型、软件实现与关键技术突破,结合煤矿现场试运行数据验证系统性能。有效提升煤矿电气设备运行的安全性、可靠性与经济性,为煤矿智能化运维提供技术支撑。

[关键词] 边缘计算; 预测性维护; 故障诊断; 端边云协同; 健康管理(PHM)模块

中图分类号: G479 **文献标识码:** A

Edge Computing Empowers: Innovative Construction and Practice of Predictive Maintenance System for Coal Mine Electrical Equipment

Lulu Liu

Shanghai Coal Technology Testing Co., Ltd.

[Abstract] In order to solve the pain point of "post maintenance lag and periodic maintenance blindness" in the traditional coal mine electrical equipment maintenance mode, and to address the problems of data transmission delay, bandwidth limitation and high safety compliance requirements under complex underground conditions, a predictive maintenance system for coal mine electrical equipment based on edge computing was proposed. The system builds a three-level collaborative architecture of "device awareness layer - edge computing layer - cloud application layer". Through the collaborative mechanism of multi-source heterogeneous data localization and real-time processing, edge intelligent reasoning and cloud in-depth optimization, the system realizes accurate early warning of equipment failure, intelligent health status assessment and maintenance decision-making. Elaborate on the hardware selection, software implementation, and key technological breakthroughs at each level of the system, and validate the system performance through on-site trial operation data in coal mines. Effectively improving the safety, reliability, and economy of coal mine electrical equipment operation, providing technical support for intelligent operation and maintenance of coal mines.

[Key word] Edge Computing; Predictive Maintenance; Fault Diagnosis; End-Edge-Cloud Collaboration; Prognostics and Health Management

引言

煤矿生产安全、高效关系到国家能源安全 and 经济发展,传统的定期和事后维护模式缺少对设备实际运行状态的考虑,容易出现过度维护或者维护不足的问题,已经不能满足现代化煤矿的生产要求。

物联网、人工智能等技术的发展催生了预测性维护,边缘计算能够下沉算力实现数据本地实时处理,两者结合给煤矿电气设备维护提供了一种新的途径,研究应用此类系统对于保证煤

矿安全生产、推进煤矿智能化具有十分重要的意义。

目前,国内外对该领域的研究与应用虽然取得了一定的成果,但是也存在着许多共性的问题。第一,煤矿电气设备种类繁多,不同的设备数据格式、通信协议不一样,造成数据采集和集成困难,进而影响到后面分析的准确性。第二,边缘计算节点的算力、存储能力比较低,不能很好地支持复杂的故障预测模型。第三点是由于该模型预测不准,不能准确预报设备存在的问题,这些都会影响到技术的广泛推广以及应用效果。

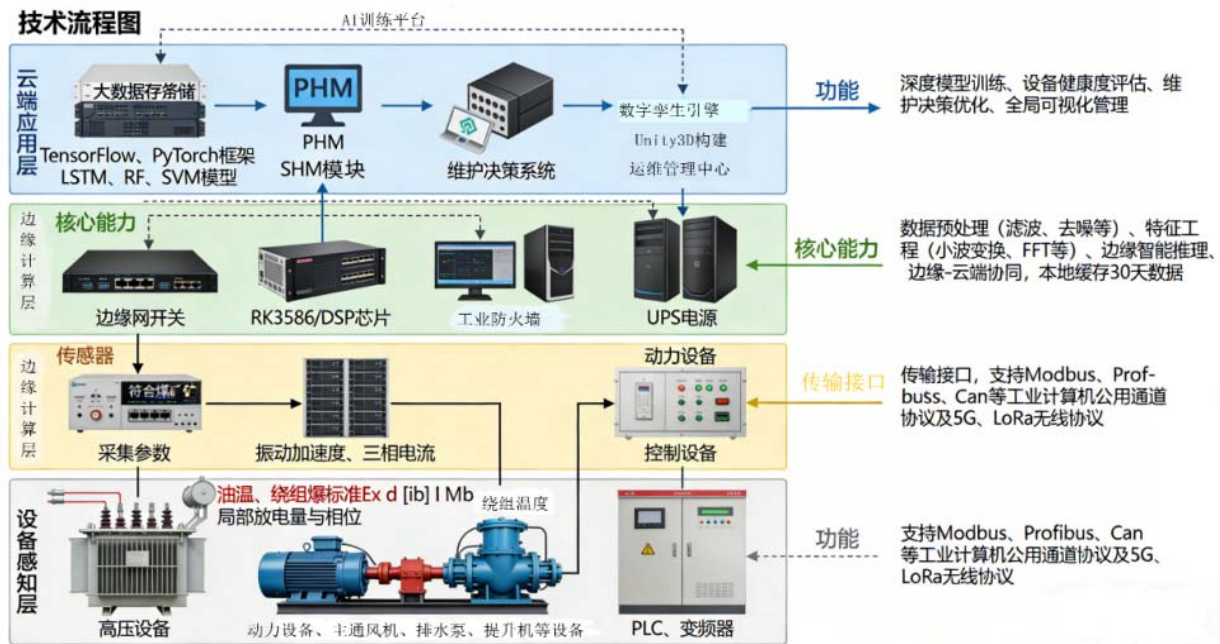


图1 技术流程图

本文对基于边缘计算的煤矿电气设备预测性维护系统设计及实现进行了深入的研究,对井下数据实时处理、边缘智能部署、端边云协同优化以及安全合规等关键问题做了详细的论述,并实现了系统在复杂工况下稳定运行和准确预警的目的,有效地解决了以上提出的问题。

1 系统总体架构设计

基于边缘计算的煤矿电气设备^[1]预测性维护系统以实时性、可靠性、安全性、智能化为设计原则,构建起设备感知层、边缘计算层和云端应用层三级协同的结构,各个层次之间职责分明、互相配合,从而达成从数据采集到维护决策的全过程闭环管理,详见图1技术流程图。

1.1 设备感知层(端)

设备感知层属于系统数据来源的主要部分,主要功能是对煤矿电气设备多种运行参数实施精确收集,从而给之后的故障诊断和预估赋予数据支持。本层应该适应井下的高温、高湿、高粉尘、强电磁干扰等特殊环境,并且要达到煤矿安全规范中有关防爆、防静电、防雷击等的要求。

采集对象为煤矿主要电气设备,有高压设备(变压器、开关柜、电缆接头)、动力设备(主通风机、排水泵、提升机)、控制设备(PLC、变频器)等,采集参数包含温度、振动、电气参数、局部放电、绝缘状态等各方面指标。

硬件选型方面,传感器均选用符合煤矿防爆标准(Exd[ib]I Mb)、防护等级不低于IP65的产品,其中振动传感器采样率 $\geq 5\text{ kHz}$,精度 $\pm 0.1\text{ g}$;温度传感器精度 $\pm 0.5^\circ\text{C}$,支持宽温范围($-40^\circ\text{C}\sim 85^\circ\text{C}$);电气参数采集模块采样率 $\geq 100\text{ Hz}$,支持宽电压输入。传输接口支持Modbus、Profibus、Can等工业总线协议,同时兼

容5G、LoRa等无线通信协议,确保数据传输的灵活性与稳定性。

1.2 边缘计算层(边)

边缘计算层是系统的核心处理单元,承担数据本地化实时处理、边缘智能推理、故障预警触发与本地决策执行等功能,有效解决云端处理带来的延迟高、带宽占用大、数据安全风险高等问题。该层级部署于煤矿各采区防爆控制室,通过边缘网关与边缘服务器构建分布式处理节点,实现区域内设备数据的就近处理。

核心硬件包括边缘网关(选用RK3588/DSP芯片,支持多协议转换与容器化部署)、边缘服务器(工业级CPU,支持高并发处理与本地缓存)、工业防火墙(保障边缘节点与云端、设备端的网络安全),同时配置UPS电源,确保断电后可持续运行 ≥ 4 小时。

该层级的核心能力包括:(1)数据预处理,通过滤波、去噪、归一化、异常值剔除等操作,提升数据质量;(2)特征工程,采用小波变换、快速傅里叶变换(FFT)、小波包能量分析等方法,提取时域(均值、方差、峰峰值)、频域(特征频率、频谱幅值)、时频域特征参数;(3)边缘智能推理,部署轻量级故障诊断与预测模型,实现实时故障分类与趋势预判;(4)边缘-云端协同,本地缓存30天数据,仅将异常事件与关键特征数据上传至云端,同时接收云端下发的模型更新与配置指令。

1.3 云端应用层(云)

云端应用层作为系统的全局管理与深度优化中心,核心功能是实现模型训练、全局数据分析、设备健康度评估、维护决策优化与可视化管理。该层级基于工业云平台构建,集成大数据存储、AI训练平台、数字孪生引擎与运维管理系统,实现全矿电气设备运维的集约化、智能化管理。

主要硬件设备有云服务器、存储阵列、GPU加速卡,软件使用的是Hadoop、Spark的大数据处理平台,对大量的设备数据进行分布式计算,利用TensorFlow、PyTorch的框架进行故障预测模型的训练和迭代,数字孪生引擎用Unity3D创建煤矿电气系统的三维可视化模型以及运行情况的实时映射。

本层级主要能力有三个方面,第一,深度模型训练,用边缘节点上历史数据以及故障案例去训练LSTM、RF、SVM这些高精度的故障预估模型;第二,设备健康状况评价,创建多维健康指数(HI)评价体系,对设备的退化状况加以量化;第三,维护决策改进,利用强化学习算法,将设备健康情况,生产安排,备件库存等要素纳入考量范围,从而得到最佳的维护时间窗口和方案;第四,全局可视化管控,借助数字孪生界面动态呈现全矿设备运作情况,故障预警信息,维护进程等内容,能够实现故障追踪并且查阅以前的数据。

2 系统核心模块具体实现

2.1 多源数据采集与传输模块

2.1.1 数据采集实现

根据煤矿井下设备分布分散、环境复杂的实际情况,采用有线加无线混合采集的方式保证数据采集的完整性以及可靠性。高压设备、动力设备用有线采集,通过工业总线和边缘网关相接,保证数据传输的稳定,偏远区域的辅助设备用无线采集,采用LoRaWAN协议搭建无线传感网络,通信距离 $\geq 3\text{km}$,传感器电池寿命 $\geq 1\text{年}$,削减布线及维修难度。

数据采集流程采取周期性采集和触发式采集相结合的方式,常规运行参数每隔500ms采集一次,温度、振动每隔1s采集一次,当参数接近阈值的时候,把采集频率提高到100ms/次,保证能够捕捉到故障前兆的特征。采集时同步记载采集时间、设备编号、位置信息,给数据溯源赋予支持。

2.1.2 数据传输与安全保障

井下主干网络用工业以太网加5G专网的形式来构建,5G专网采取独立切片的方式保障时延小于20ms、带宽大于100Mbps,可以符合实时数据的传输要求,数据传输协议选用了MQTT和JSON两种格式,轻量级又便于解析,支持断点续传功能,避免由于网络出现波动造成数据丢失情况的发生。

从数据安全角度来讲,使用“传输加密加存储加密加访问控制”的三层防护手段,即在传输阶段使用AES256加密,保存时用国密SM2、SM3、SM4加密,且按不同的角色和权限设置对设备的数据和操作有相应的访问级别,从而达到防泄漏和误操作的目的。

2.2 边缘计算处理模块

2.2.1 数据预处理流水线

边缘侧数据预处理是提高故障预测精度的关键,创建标准处理流水线对原始数据进行净化和特征提取,处理过程如下所示:

●原始数据接入:环节把设备感知层传送来的各种数据加以解析,并执行校验,然后去除掉格式出错的数据。

●异常值剔除,使用 3σ 准则和格拉布斯准则相结合的方式,找出并剔除由于传感器出现故障或者电磁干扰造成的异常数据点,只保留有效的数据。

$$W_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

●数据去噪:对于振动、局部放电等容易受干扰的参数用小波变换去噪法^[2],滤除高频干扰信号,保留有用的特征分量;对于电气参数用滑动平均滤波算法,降低随机噪声的影响。小波变换的本质就是把原始信号拆解成低频近似部分和高频细节部分,其公式如下所示。

小波系数 $W_f(a, b)$ 是用小波函数 $\Psi(t)$ 来表示的,小波函数是用尺度因子和平移因子 a, b 来控制的,而小波系数又可以被表示成小波函数在时域上的拉伸或移动形式,具体来说就是把小波函数在时域上进行平移,然后将经过平移的小波函数与原始信号相乘得到拉伸后的信号,最后对拉伸后的信号进行傅里叶变换以得到其在时域上的频谱分布。

去噪后信号重构公式:

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} W_f(a_j, b_k) \psi_{a_j, b_k}(t)$$

●数据归一化:用min-max归一化法把各种量纲、单位不同的量转换成 $[0, 1]$ 范围以内,消除量纲的影响,使各个模型推理使用的共同输入。

●特征工程:是用时域分析计算均值、方差、峰峰值、峭度、偏度,用频域分析FFT变换得到特征频率和幅值,用时频域分析小波包能量分解得到各个频段的能量占比来建立多维度的特征向量,给故障诊断模型提供输入。

2.2.2 边缘智能推理实现

边缘侧智能推理用“轻量级模型+规则引擎”来实现,在保证推理速度的同时也可以提高推理的准确性,可以满足实时预警的要求。模型的选择和优化如下所示:

●故障分类模型:采用随机森林(RF)进行故障分类,选取随机森林算法在边端的运行可大幅提升其运行速度并且有较好的抗干扰性。经过对决策树的优化决定数以及深度进行调整,在保证故障识别准确率的基础上把模型推理的时间缩短到50ms之内,可以识别出过载、短路、绝缘老化、轴承磨损等各种常见的故障。

●趋势预测模型用TensorRT优化过的轻量级LSTM模型,通过模型量化、剪枝来减小参数数目和计算量,推理速度比原始的LSTM快3到5倍。经过时序特征的预处理得到的数据集,预测结果是设备在以后一周内的健康指数,预测误差小于5%。

●规则引擎:基于煤矿电气设备安全规程,预设过载、超温、局部放电超标等硬故障阈值,当参数超出阈值时,立即触发告警并执行本地应急响应(如切断非核心设备电源),响应时间 $< 100\text{ms}$ 。

故障分类预测流程图2如下:

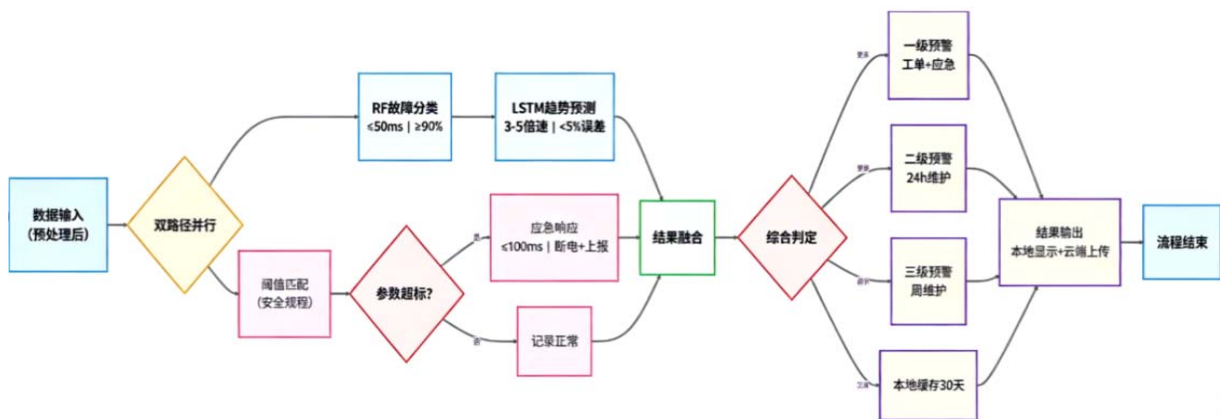


图2 故障分类预测流程图

2.2.3 边缘-云端协同机制

为实现“数据本地化处理+模型全局优化”,设计联合学习驱动的边缘-云端协同机制,具体流程如下:(1)边缘节点基于本地数据训练模型,仅上传模型参数(不传输原始数据),保障数据安全与隐私;(2)云端聚合各边缘节点上传的模型参数,结合全局历史数据训练生成全局最优模型;(3)云端通过OTA[3](空中下载)方式,将优化后的模型下发至各边缘节点,实现模型迭代更新;(4)边缘节点基于新模型持续优化本地推理效果,形成“边缘训练-云端聚合-边缘更新”的闭环。

2.3 故障预测与健康管理的^[4](PHM)模块

2.3.1 设备健康度评估

基于边缘侧输出的特征向量与云端训练的健康评估模型,构建设备健康指数(HI)评估体系,量化设备退化状态。健康指数取值范围为[0, 100],其中 $HI \geq 80$ 为健康状态(绿色标注), $60 \leq HI < 80$ 为亚健康状态(黄色标注), $40 \leq HI < 60$ 为退化状态(橙色标注), $HI < 40$ 为故障前兆状态(红色标注)。健康指数计算采用加权求和方式,权重通过层次分析法(AHP)确定,重点突出关键参数(如局部放电量、绝缘电阻)的影响。

2.3.2 分级预警与响应机制

基于设备健康指数与故障概率,设计三级预警机制,结合煤矿生产优先级,制定差异化响应策略,确保预警精准、处置高效,具体如下:

●一级预警(紧急):故障概率大于或等于80%或者重要参数超越安全界限的时候,对应健康指数 $HI < 40$ 。边缘侧立刻发出本地停机命令给核心设备,将云端信息以及维修工单同步到运维人员的移动端,要求1小时内到场处理。

●二级预警(重要):即故障概率为50%至80%,设备性能明显下降,健康指数为 $40 \leq HI < 60$ 。系统制作24小时内维护计划,并安排好备件库存及运维人员的调整工作,及时通报现场检查的设备情况,防止故障的扩大。

●三级预警(提示):为故障概率30%~50%,参数稍微偏离正常范围,健康指数 $60 \leq HI < 80$ 。对参数变化趋势进行记录并放入周维护检查单中,然后进行跟踪和评价,不需要马上停止运行。

故障概率预测公式(基于LSTM模型输出)采用Sigmoid激活函数,故障概率计算:

$$P_{\text{fault}} = \sigma(W_o \cdot h_t + b_o) = \frac{1}{1 + e^{-(W_o \cdot h_t + b_o)}}$$

其中: $P_{\text{fault}} \in [0, 1]$ 为故障概率, W 为输出层权重矩阵, h_t 为LSTM隐藏层输出, b_o 为输出层偏置项, σ 为Sigmoid函数。

预警

2.4 云端应用与决策支持模块

2.4.1 数字孪生可视化实现

利用数字孪生技术创建煤矿电气系统的三维可视化模型,并且可以达到对设备运行情况及时的映射以及可视化的控制。(1)使用激光扫描技术得到矿井电气设备及巷道的三维点云数据,用Unity3D^[5]创建高精度模型,还原设备布置和供电拓扑;(2)实时同步边缘节点上传的设备运行参数和健康状况,用颜色标出(绿色、黄色、橙色、红色),清楚地体现设备的健康等级;(3)支持交互式操作,点击异常设备会立即显示出它的历史数据曲线、故障诊断报告、类似故障案例以及维修建议,从而达到故障溯源并快速处置的目的。

2.4.2 维护决策优化

基于强化学习算法,构建维护决策优化模型,综合设备健康状态、生产计划、备件库存、运维成本等多种因素,生成最优维护方案。模型以“最小化停机损失+最低维护成本”为目标,通过迭代训练优化决策策略,输出维护时间窗口、维护内容、所需备件与人员配置。同时,系统集成成本效益分析模块,对比预测性维护与传统事后维修的经济效益,为运维管理提供数据支撑。

3 系统部署与性能验证

3.1 部署场景与环境

为验证系统的实用性与可靠性,选取山西某大型国有煤矿进行现场试运行,该煤矿设计产能300万吨/年,井下电气设备包括变压器12台、主通风机4台、提升机2台、开关柜36台及各类辅助动力设备,设备运行环境复杂,高温高湿且电磁干扰严重。系统部署按照“分区域试点、全矿推广”的原则,首先在井下3个

表 1 指标与验证方法表

指标类别	具体参数	验证方法
实时性	数据采集周期：100ms-1s；边缘推理延迟：<50ms；预警响应时间：<100ms	使用示波器、网络分析仪测试数据传输延迟与推理时间，连续监测 1000 次取平均值
准确性	故障预测准确率：≥92%；温度预测误差：<1.5℃；健康指数评估误差：<5%	对比系统预警结果与现场实际故障记录，统计准确率与预测误差
可靠性	系统平均无故障时间 (MTBF)：≥8760h；数据采集完整性：≥99.9%	连续运行 3 个月，统计系统故障次数与数据丢失率
经济性	维护成本降低：≥30%；故障停机时间减少：≥40%	对比系统部署前后的维护费用、停机损失等财务数据

采区部署设备感知层与边缘计算层设备，云端应用层部署于煤矿地面调度中心，实现区域内设备的预测性维护，试运行周期为3个月。

硬件部署重点满足煤矿安全要求：边缘网关与服务器安装于防爆箱内，传感器采用防爆型产品并经煤矿安全认证；网络部署采用工业以太网与5G专网混合架构，确保井下各区域网络覆盖无死角；电源配置UPS冗余供电，防止断电导致系统停运。

3.2测试指标与验证方法

从实时性、准确性、可靠性、经济性四个维度设定测试指标，采用现场测试与数据统计相结合的方法验证系统性能，具体指标与验证方法如表1所示：

3.3试运行结果与分析

3.3.1性能测试结果

3个月试运行期里系统稳定、各项性能指标均满足设计要求，见下表所示。

●实时性：数据采集周期在100ms至1s之间，边缘推理平均耗时42ms、预警响应时间为85ms，可以满足井下设备的实时运维需求。

●准确性：系统一共发出预警信号28次，其中26次现场核查后发现有故障或者轻度故障迹象的都正确，准确率高达92.9%；变压器油温预测偏差平均为1.2℃，设备健康指数评价误差平均为4.3%，准确度比较高。

●可靠性：系统连续工作876小时没有发生故障，数据采集的完整性达到99.92%，由于受到严重的电磁干扰而造成2次短暂的数据传输中断，之后经过断点续传来完成数据的补充，可靠性符合煤矿生产的需要。

3.3.2工程应用效益分析

系统试运行期间有效地提高了煤矿电气设备的运维水平，

取得了明显的经济效益和安全效益，

●安全效益：提前7天发现一台主变压器绝缘老化的问题，避免了非计划停机所造成的安全风险，开关柜电弧光故障预警3次，都及时处理，没有造成设备损坏和人员安全隐患，全矿电气设备故障引发的安全事故为零。

●经济效益：主通风机轴承故障预估误差小于1℃，维护周期由3个月变成6个月，每年能节省大约80万元以上的维护费用，变压器、提升机等主要设备的故障率下降了42%，非计划停机时间少了45%，造成损失200万元每年的费用也减少了。运维人员工作速度提高50%，巡检工作量减少35%。

●管理效益是设备运维由被动应对转为主动预测，用数字孪生可视化、全局管理提高运维决策的科学性、集约化水平，给煤矿智能化运维提供了一个可复制的方案。

4 结论与展望

4.1结论

本文设计出以边缘计算为支撑的煤矿电气设备预测性维护系统，创建起设备感知层、边缘计算层、云端应用层三级联动的结构，经由多源数据采集、边缘实时处理、智能故障预估、云端决策改良的全过程规划，冲破了传统煤矿电气设备保养方式的不足。现场试运行结果证明，本系统可以大大提高煤矿电气设备运行的安全性、可靠性、经济性，给煤矿智能化运维提供了一条切实可行的技术途径。

4.2展望

从以上三个方面可以对系统进行优化与扩展，(1)模型改进，使用注意力机制和深度学习相结合的方法提高复杂故障以及早期微弱故障的预测精度，(2)多设备联动运维，建立全矿电气设备耦合关系模型，提前预知故障传播路径并实施全局风险控制。

[参考文献]

[1]肖智杰.边缘计算和数字孪生融合驱动的多机高效协同运行方法[J].工程设计学报,2025,37(05):579-589.

[2]魏斯民,欧阳春娟.基于小波变换模糊聚类的噪声消除算法[J].煤矿机械,2006,27(07):13-15.

[3]王俊秀.矿用智能车载终端远程升级OTA系统设计[J].煤矿机械,2023,44(08):207-209.

[4]郭卫,魏志龙.基于点检的综采设备健康管理信息系统设

计[J].煤矿机械,2013,34(06):291-293.

[5]赵勤,德罗珊.基于Unity3D的双臂机器人仿真控制系统[J].机械设计与研究,2024,40(03):25-29.

作者简介:

刘露露(1984--),女,汉族,安徽人,研究生,副研究员,研究方向:机械。