

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.024>



云边端协同高端钻探装备智能运维体系架构

厉瞳瞳¹, 张毅^{1*}, 雷彪², 张鑫³, 汪伟¹, 赵甜¹

1. 中国地质科学院深地探测与矿产勘查全国重点实验室, 北京 100037
2. 中国石油青海油田油气工艺研究院, 甘肃敦煌 736202
3. 机械工业仪器仪表综合技术经济研究所, 北京 100055

摘要: 为提升深部钻探成套装备在极端工况下的安全可靠运行, 面向集成自动化、数字化、多源传感与高可靠性设计的高端钻探装备, 构建了“云—边—端”分布式协同的智能运维体系架构, 提出钻探装备、数据采集、智能运维与数字孪生 4 层模块总体框架, 设计基于 MQTT 与 Kafka 的数据流程, 建立主题层级分类与消息体结构定义的数据建模策略, 并采用边缘特征上报与云端按需采集机制以适应低带宽、高时延、间歇连接的网络条件。该架构可支撑多源数据接入、跨井场统一部署与远程可视化交互, 满足状态监测、故障诊断与预测性维护需求, 为高端钻探装备智能运维平台设计与实现提供体系化参考。

关键词: 钻探; 智能运维; 云—边—端协同; 虚实融合; 深部钻探装备; 预测性维护。

中图分类号: P634

文章编号: 1000-2383(2026)08-2940-11

收稿日期: 2026-01-09

A Cloud-Edge-End Collaborative Architecture for Intelligent Operation and Maintenance of High-End Drilling Equipment

Li Tongtong¹, Zhang Yi^{1*}, Lei Biao², Zhang Xin³, Wang Wei¹, Zhao Tian¹

1. State Key Laboratory of Deep Earth and Mineral Exploration, Chinese Academy of Geological Sciences, Beijing 100037, China
2. Oil & Gas Technology Research Institute, CNPC Qinghai Oilfield, Dunhuang 736202, China
3. Instrumentation Technology and Economy Institute, Beijing 100055, China

Abstract: To improve the safe and reliable operation of deep drilling equipment under extreme working conditions, this study focuses on high-end drilling equipment that integrates automated execution, digital control, multi-source sensing, and high-reliability design. A cloud-edge-end collaborative intelligent operation and maintenance (O&M) architecture is developed. The proposed architecture consists of four modules, namely the drilling equipment module, the data acquisition module, the intelligent O&M module, and the digital twin module. A data workflow based on MQTT and Kafka is designed. A data modeling strategy is established through hierarchical topic classification and message schema specification. An edge-side feature reporting mechanism and a cloud-side on-demand data acquisition mechanism are further introduced to cope with network conditions characterized by low bandwidth, high latency, and intermittent connectivity. The architecture supports multi-source data access, unified deployment across multiple drilling sites, and remote visualization and interaction. It meets the requirements of equipment condition monitoring, fault diagnosis, and predictive maintenance, and provides a systematic reference for the design and implementation of intelligent O&M platforms for high-end drilling equipment.

基金项目: 国家重点研发计划“高端钻探装备智能运维系统样机研制及示范应用”(No. 2024YFB3409304)。

作者简介: 厉瞳瞳(1987—), 女, 高级工程师, 主要从事钻探工艺与装备研究。ORCID: 0000-0003-1732-1831. E-mail: litongtong@cags.ac.cn

* **通讯作者:** 张毅, ORCID: 0009-0004-1472-9115. E-mail: zyi@cags.ac.cn

引用格式: 厉瞳瞳, 张毅, 雷彪, 张鑫, 汪伟, 赵甜, 2026. 云边端协同高端钻探装备智能运维体系架构. 地球科学, 51(8): 2940—2950.

Citation: Li Tongtong, Zhang Yi, Lei Biao, Zhang Xin, Wang Wei, Zhao Tian, 2026. A Cloud-Edge-End Collaborative Architecture for Intelligent Operation and Maintenance of High-End Drilling Equipment. *Earth Science*, 51(8): 2940—2950.

Key words:drilling; intelligent operation and maintenance (O&M); cloud-edge-end collaboration; virtual-physical fusion; deep drilling equipment; predictive maintenance.

0 引言

深部钻探工程面临的地层与工况条件极为严苛,包括目的层埋深大、地层倾角大、压力窗口窄、复杂岩性互层、多套压力系统发育、井下事故频发、地层可钻性差,同时还存在高温、高压、强腐蚀等极端工况(Wang *et al.*, 2022). 伴随深部及超深部钻井技术的发展,自动化钻机、控压钻井装置、高温高压循环系统、高扭矩顶驱系统、大深度绳索取心绞车等装备正不断向高端化、智能化发展. 高端钻探装备是指在传统钻探设备基础上,集成数字化控制、自动化执行、多源传感与高可靠性设计,面向深层、超深层复杂地层与极端工况以实现高精度、高效率和高安全性钻进的成套机械系统,是支撑深部钻探工程顺利实施的关键物理载体.

在新一轮工业变革背景下,预测性维护和全寿命健康管理逐渐成为装备运维的重要发展方向,围绕状态监测、健康评估和寿命预测的预测性维护技术体系,已成为提高装备可靠性、缩短停机时间和优化维护资源配置的重要发展趋势(Zonta *et al.*, 2020). 与此同时,数字孪生等虚实融合技术的兴起,为在虚拟空间中重构装备及其工况、实现运行状态映射和演化预测提供了技术支撑,其中面向预测性维护的数字孪生方法在故障诊断和寿命预测方面展现出优于传统方法的潜力(Zhong *et al.*, 2023). 针对实际工程应用,相关研究提出了分层和组件化的数字孪生软件平台架构框架,为构建智能运维平台的顶层设计提供了实现思路(Tao *et al.*, 2024).

现有运维架构模式,通常采用“中心化”模式,即数据计算、存储、管理与运维均集中在云平台完成(彭铭等, 2025),而将所有数据传回云中心处理,对网络条件的依赖性极强(吕华章等, 2018). 在偏远井场或深海钻井平台等通信条件受限的场景中,若将设备状态监测数据回传至云中心进行处理,势必带来响应滞后的问题. 因此,单纯依赖云中心的模式无法保障高端钻探装备健康状态的实时监测,难以满足高端钻探装备在复杂工况下高效、精准、可靠的智能运维需求.

基于边缘智能计算和云端集中决策的“云一

边”协同架构,已在配电物联等领域的运维实践中验证了在大规模设备接入和实时响应方面的优势(张晓瑞等, 2022). 然而,高端钻探装备不仅面临复杂深部地层与极端工况的严峻挑战,还可能不存在野外井场通信条件不稳定、设备来源多样、新旧装备交叉使用等情况,这对保障关键装备长期不停机运行、优化装备运维策略提出了更高的要求.

本文从深部钻探装备的运行工况特征与实际运维需求出发,构建了面向深部钻探场景的“云一边一端”分布式协同高端钻探装备智能运维体系. 云侧面向跨井场的海量数据汇聚与全局分析,承担模型训练与非实时的大规模调度任务. 边缘侧部署于钻探现场,负责现场数据聚合、实时处理与快速响应,并提供一定程度的本地运维能力. 端侧完成数据采集、指令执行与必要的本地控制逻辑. 基于该架构,本文首次在深部钻探装备智能运维领域提出了钻探装备、数据采集、智能运维与数字孪生四层模块协同关系,为提升运维效率与设备可靠性、降低运维成本、优化钻探工艺与决策支持等方面,提供重要的应用参考.

1 运维需求分析

面向深部钻探的场景的高端钻探装备智能运维体系,不仅应考虑极端工况下的设备安全要求,还应兼顾野外或远海井场可能存在的通信条件、运维资源受限等现实条件. 综合装备组成、现场运行模式及运维业务流程,本文从硬件需求和功能需求两个层面,系统梳理高端钻探装备智能运维系统的关键技术需求.

1.1 设备运维需求

深部钻探顶驱系统、钻井绞车、高温高压泥浆泵等关键设备长期处于高负载、强振动、强腐蚀环境之中(刘岩生等, 2024),同时伴随明显的温度差异、电磁干扰和粉尘污染,这对现场感知与计算硬件的环境适应性、可靠性提出了更高要求. 用于钻探装备智能运维的传感器、数据采集单元和边缘计算终端,应适应宽温度范围、抗振抗冲击、防护等级不低于IP65的工业级标准,并具备抗电磁干扰设计,保证在钻台面、泵房等高噪声环境下长期稳定

工作。

针对关键旋转与往复设备,系统应构建具有足够冗余度的传感终端网络,包括在顶驱、绞车、泥浆泵的轴承座、齿轮箱等部位布置振动传感器和温度传感器,用于捕捉轴承、齿轮等部件的早期故障特征(Pech *et al.*, 2021)。针对井架、高压管汇等静设备布置应力、应变与腐蚀监测传感终端,用于评估结构安全状态。同时,智能传感终端应具备部分数据处理和智能推理任务,为提升智能诊断分析计算的实时性、保障数据的安全性提供支撑(郭斌等, 2023)。

此外,井场侧还需构建具备一定存算能力的边缘计算设备。边缘计算是在数据源的附近进行计算,提供本地化边缘智能数据处理服务,以降低延时、节省带宽(Zhang *et al.*, 2018),通常采用工业服务器、嵌入式工控机或边缘网关等形式部署在接近设备侧的位置,用于完成多通道数据采集、预处理,并承担初步诊断任务(Bala *et al.*, 2024)。此类设备应支持 OPC UA、Modbus/TCP 等多种工业现场总线及以太网协议(Resende *et al.*, 2021),以实现对接现有电子司钻系统、钻机控制系统以及关键设备的监测装置的统一集成。在有限带宽条件下,边缘计算节点可以对数据进行压缩、去噪和特征提取,仅将与健康状态、异常行为相关的关键信息上传云

端,以减轻通信压力(Sathupadi *et al.*, 2024)。

此外,钻井平台与远程中心之间还可能存在着网络中断的情况,因此,边缘侧硬件应具备断网自治能力和本地缓存能力(Khaldy *et al.*, 2025),能够在通信中断期间独立完成数据采集、实时诊断、指令输出等核心功能,并在链路恢复后完成暂存数据回传。同时,电源、网络和设备本身宜采用冗余设计,保证在单点故障或恶劣工况下(汤震宇等, 2013),智能运维系统仍能维持核心监测与告警功能。

1.2 业务功能需求

高端钻探装备智能运维系统需要承担从状态感知、故障诊断、寿命预测到运维决策与协同管理的完整业务过程。结合钻机关键装备的运行特点和现场运维工作的实际内容,将系统的主要功能概括为设备健康监测、智能诊断、预测与健康管理、可视化与交互以及远程协同与运维 5 个方面,如图 1 所示。

在设备健康监测方面,系统需要对顶驱、钻井绞车、井架结构、地面管汇、高压泥浆泵等关键设备的压力、温度、振动、电流等多源参数进行连续采集与在线处理,形成对多设备、多测点的实时监控能力(Carvalho *et al.*, 2019)。通过整合电子司钻系统、钻机控制系统以及设备健康检测传感数据,形成工艺参数与状态参数的一体化监测网络,并基于静

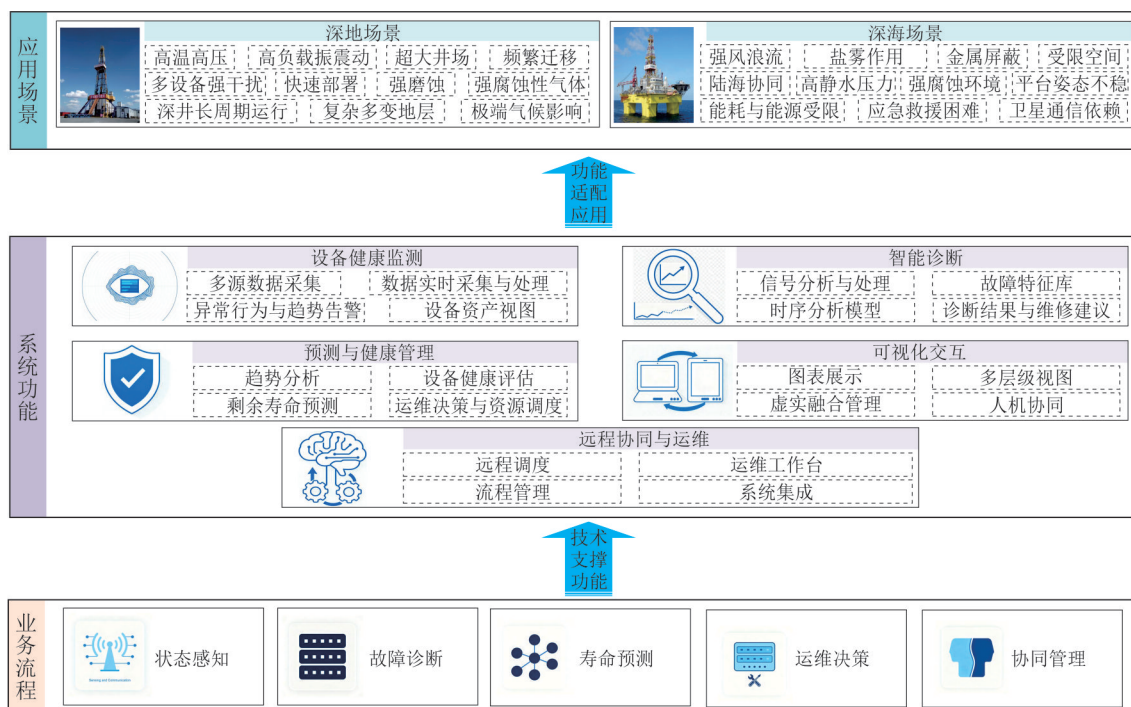


图 1 高端钻探装备智能运维系统功能框架图

Fig.1 Functional architecture of the intelligent operation and maintenance system for high-end drilling equipment

态阈值与动态阈值相结合的告警策略自动识别异常(张明等, 2014), 并按照正常、预警、严重进行三级管理。系统应提供设备资产全景视图, 将基础信息、实时工况、监测数据与报警信息进行统一展示, 便于现场人员快速掌握井场运行态势。

在智能诊断方面, 系统应具备将大量时序型检测数据转化为可执行的故障判断能力(Christou *et al.*, 2020), 围绕设备故障模式构建集成频谱分析、包络谱分析、时频分析等多种分析的方法的信号分析工作台。结合故障特征库和LSTM时序分析模型(Pagano, 2023), 实现设备故障的自动识别。诊断结果需要给出故障类型、故障部位、置信度及维修建议(Gawde *et al.*, 2024), 并与维修工单流程关联, 形成从告警识别到任务下达、执行反馈的完整处理流程。

在预测与健康管理方面, 系统需支持基于设备运行历史的趋势分析和剩余寿命预测, 推动运维方式逐步由事后响应向预测性维护转变(Zonta *et al.*, 2020), 以降低非计划停机时间。通过融合多维检测数据构建设备健康评价指标体系, 计算并输出设备的量化健康评分(Zhu *et al.*, 2023)。基于预测性维护和健康评估结果, 系统可自动生成维护建议, 为备件采购和维修资源调度提供依据。

在可视化与交互方面, 系统需提供覆盖现场控制室到远程指挥中心的多层级人机交互界面, 将系统底层数据与复杂分析结果转化为易于理解的决策信息, 将绩效指标、设备健康状态、告警分布和运行趋势以仪表盘、统计图、趋势图等方式直观呈现(Cheng *et al.*, 2022)。此外, 通过集成轻量化三维数字孪生模型, 系统可动态展示设备结构及运行状态(Tao *et al.*, 2024), 构建物理世界与虚拟模型的同步映射。

在远程协同与运维方面, 系统应考虑数字孪生驱动的系统级协同维护框架(Ren *et al.*, 2024), 构建面向成套钻探装备的系统级数字孪生模型, 为远程指挥中心与作业现场提供统一的运维协作平台。该平台可支持专家通过远程实时访问现场设备数据、诊断报告和高清视频画面, 并集成音视频通话等协同工具开展远程会诊, 为智能巡检、状态告警、工单派送、备件调度等运维流程提供统一工作台。考虑到远海、偏远陆地井场低带宽高时延、间歇连接等通信条件(陆哲哲等, 2024), 系统在架构设计上需通过“云一边一端”协同机制, 保障关键状态感

知数据的连续性与一致性。

2 智能运维系统总体逻辑架构

高端钻探智能运维系统绝非简单的数据监测系统, 而是一个深度融合机理知识、数据科学与信息技术的复杂系统工程。该系统贯穿于钻探装备全生命周期, 且具备动态演化与持续优化的能力。高端钻探装备智能运维系统的总体架构设计包含四大模块, 分别是钻探装备模块、数据采集模块、智能运维模块和数字孪生模块, 如图2所示。

钻探装备可分为八大系统, 包括起升系统、旋转系统、循环系统、动力系统、传动系统、控制系统、井架与底座以及辅助设备系统。钻探装备模块是系统的物理基础层, 由八大系统关键设备及其附属传感器组成, 其功能在于产生原始运行信号, 如振动、温度、压力、扭矩、流量等, 反映设备的工作负载与健康状态。通过安装于设备的传感器网络, 钻探装备模块将信号采集至数据采集模块, 支持Modbus、CAN、OPC UA等工业协议, 并通过协议网关转换为MQTT(一种基于发布/订阅模式的轻量级通讯协议)消息格式, 完成轻量化上报。

数据采集模块是连接物理设备与智能分析的关键中间层, 以MQTT协议实现多源数据的异步上行与低带宽传输。同时, 引入Kafka流处理框架构建高吞吐消息通道, 形成采集、缓存、分发的融合式功能架构。该模块以容器化方式封装数据采集服务, 具备可插拔与快速部署能力。采集后的数据以MQTT主题方式推送至智能运维模块, 同时利用Kafka队列应对数据缓存与断网续传。

智能运维模块是系统的核心决策层, 承担设备状态识别、故障诊断、健康评估与预测性维护等任务。模块采用K3s(轻量级Kubernetes)和KubeEdge(边云协同框架)构建轻量化边云协同架构, 边缘端运行诊断推理容器, 云端运行模型训练与策略优化服务。智能运维模块聚焦于数据驱动的智能诊断与预测性维护。该模块结合机理与算法模型, 输出诊断结论、维护建议与工单信息。

数字孪生模块是系统的人机交互与虚实融合中心, 主要通过Eclipse Ditto(数字孪生框架)实现设备实体与虚拟体的实时映射。具体来说, 该模块首先构建钻探装备的三维可交互模型以生成孪生建模, 再通过MQTT接收智能运维模块输出的实时数据并即时更新孪生状态, 并利用Ditto的Digital

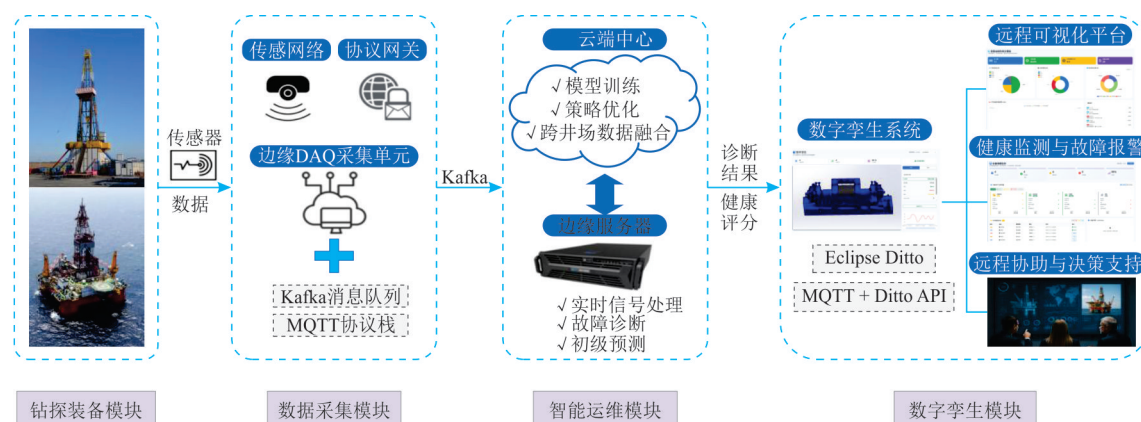


图2 高端钻探装备智能运维系统总体结构图

Fig.2 Overall architecture of the intelligent operation and maintenance system for high-end drilling equipment

Twin Things 机制维护设备数字影像与状态的一致性. 管理者可以通过数字孪生界面发起控制命令, 而系统则经由 Ditto 命令通道将这些指令安全回传至设备侧执行.

因此, 钻探装备、数据采集、智能运维与数字孪生 4 层模块之间形成了明确的协同关系. 钻探装备模块产生的多源监测信号进入数据采集模块, 经协议接入与格式转换后通过 MQTT 上报, 并结合 Kafka 实现缓存与分发. 智能运维模块订阅相关数据开展状态识别、故障诊断、健康评估与预测性维护, 并输出诊断结论、维保建议与工单信息. 数字孪生模块通过 MQTT 接收实时数据与分析结果, 利用 Eclipse Ditto 实现虚实映射与状态一致性维护, 并支持通过命令通道下发控制指令及回传确认信息.

3 数据采集模块架构

3.1 模块架构与核心组件

数据采集模块是从现场感知端、到边缘计算侧、再到云端分析侧的数据中枢. 深部钻探装备作为一种典型的复杂工业系统, 其运行环境严苛、设备结构复杂、工况多变, 导致数据呈现出典型的多源异构特征. 传统数据采集与管理方法, 往往导致数据碎片化、利用价值低, 无法满足现代智能运维的需求. 因此, 需要研究并设计一种能够克服网络环境约束且具备高安全性、高扩展性的数据采集技术框架.

基于“云—边—端”协同框架, 本架构采用基于分层解耦的代理—消费模型 (Eugster *et al.*, 2003). 由于系统的数据接入能力为 I/O 密集型, 数据处理

能力为 CPU 和 I/O 混合密集型, 而擅长处理高并发网络连接的技术栈可能并不擅长执行科学计算, 强行耦合将导致系统僵化、扩展性差. 通过分层解耦, 允许系统的不同组件选用最适合其任务的技术栈. 该框架由边缘端、MQTT 代理集群、数据摄取服务和后端消息总线 4 层核心组件构成, 通过标准化协议 MQTT 与消息队列 Kafka 形成高弹性数据流水线, 如图 3 所示.

部署在钻机端的边缘计算网关负责采集原始高频数据, 执行信号处理、特征提取和轻量级模型推理, 将海量原始数据压缩为低带宽占用的特征数据. MQTT 代理集群作为系统接入层与消息路由层, 处理来自各井场钻机设备的海量并发连接, 并作为 TLS (传输层安全协议) 终端执行客户端认证、会话管理与主题消息路由. 数据摄取服务是系统的数据治理执行层, 它作为 MQTT 代理的客户端, 订阅所关注的消息主题, 并执行数据反序列化、校验与脏数据处置. 后端消息总线作为系统的缓冲层, 采用 Apache Kafka 框架, 可应对钻机数据的突发流量, 保护下游数据库与服务, 同时允许下游多个异构消费组以各自的速率独立消费数据. Kafka 作为数据的中转站, 当系统采集到的传感数据进入到 Kafka 消息队列后, 状态告警、故障诊断、数据入库等下游服务分别从各自的数据通道读取数据. 当某个服务处理变慢或中断时, 其未处理数据将保留在队列中, 待恢复后可继续执行, 且不影响其他服务的功能.

3.2 云—边—端协同数据采集

为应对钻探现场的网络带宽和延迟瓶颈, 有必要将计算推向数据源, 即设备端. 边缘网关在本地

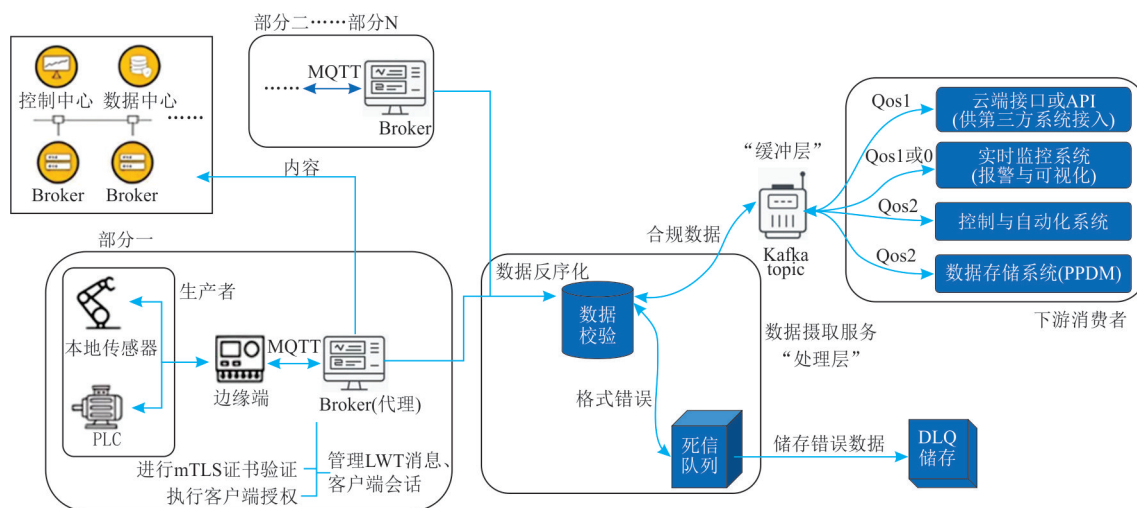


图 3 高端钻探装备智能运维分层解耦“代理—消费”模型

Fig.3 Layered and decoupled “broker-consumer” model for intelligent operation and maintenance system of high-end drilling equipment

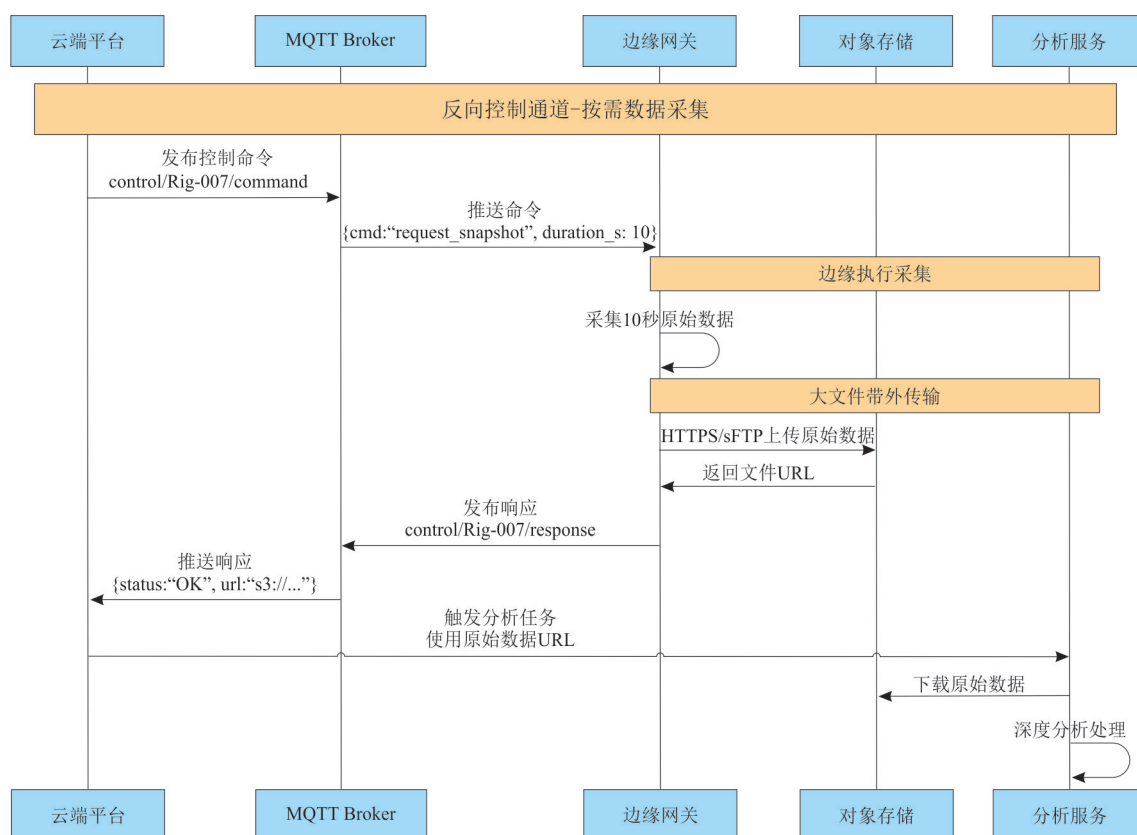


图 4 云—边—端协同的实现流程

Fig.4 Implementation workflow of cloud-edge-end collaboration

运行信号处理和特征提取算法,仅将计算后的特征结果封装成轻量级的 JSON 消息,通过 MQTT 发送.这种方式可以将高频原始数据转换为轻量消息后再上行传输,减少连续回传全量原始数据的压力.

与此同时,系统设置按需采集数据的反向控制机制.当云端模型判定异常且需要原始数据支撑进

一步辨识时,云端向控制主题下发取数指令,边缘端据此采集指定时间窗的原始数据.考虑原始文件体量较大,数据经 HTTPS 或 SFTP 带外上传至对象存储,并通过主题回执反馈确认完成,形成从指令触发执行到回传确认的完整流程,如图 4 所示.

3.3 数据建模

表 1 数据建模的示例主题表

Table 1 Example MQTT topics for data modeling

主题	示例 Topic	含义	QoS
钻井参数数据	drilling/GOM/RIG01/sensor/001/wob	钻压	QoS 1
	drilling/GOM/RIG01/sensor/002/torque	扭矩	QoS 1
井下测量数据	measurement/SC/RIG03/sensor/101/pressure	环空压力	QoS 2
	measurement/SC/RIG03/sensor/102/temperature	井底温度	QoS 2
循环系统数据	mud/GOM/RIG01/sensor/201/flowrate	泥浆流量	QoS 0
	mud/GOM/RIG01/sensor/202/density	泥浆密度	QoS 1
设备控制与执行类数据	control/SC/RIG03/pump/302/start	泵启指令	QoS 2
	control/SC/RIG03/pump/302/stop	泵停指令	QoS 2
安全报警类数据	alarm/GOM/RIG02/sensor/402/overpressure	超压报警	QoS 2
	alarm/GOM/RIG02/sensor/403/fire	火警报警	QoS 2
环境监测数据	environment/SC/RIG03/sensor/502/humidity	湿度	QoS 0
	environment/SC/RIG03/sensor/503/wind	风速	QoS 0
系统与网络运行数据	system/GOM/RIG01/controller/001/status	系统运行状态	QoS 1
	system/GOM/RIG01/logger/001/log	系统运行日志	QoS 0

数据建模构成数据治理的契约基础,通过主题层级分类与消息体结构定义对数据的语义标识与结构约束进行统一规定. 在 MQTT 语境下,主题不仅是消息的地址,更是一种数据分类方法. 为完成钻探装备监测数据流的分类和路由,本体系采用严格的层级命名空间,定义为[数据类别]/[地理区域]/[钻机 ID]/[设备类型]/[设备编号]/[测量类型]. 示例主题如表 1 所示.

主题 Topic 定义了数据的元数据,而消息体 Payload 则定义了数据本身的结构. 为解决钻探装备数据类型不一致的问题,本框架对数据体结构进行规范性约束. 低频且强调可读性的设备状态数据采用 JSON,并配套 JSON Schema,对字段名称、数据类型、必填项与嵌套结构进行明确约束. 每条 MQTT 消息携带 JSON 格式数据(如图 5 所示). 高频数据优先采用 Protobuf,通过 .proto 提供一种二进制的结构化格式,可提升序列化效率并降低消息体积,特别适用于钻探现场可能存在的高延迟、低带宽问题. 该结构给出 EdgeResult 的字段组织示例,包括时间戳、设备标识、分析类型、特征集合、健康度、故障码与置信度等.

4 智能运维模块架构

4.1 云-边-端协同架构

智能运维模块采用“云-边-端”协同模式,通过在钻探装备端部署具备实时数据采集和初步智能分析功能的边缘计算节点,可以将智能化运维前

```
{
  "timestamp": "2025-11-01 21:36:00",
  "rig_id": "RIG-07",
  "device_id": "DPT-01",
  "parameter": "pump_pressure",
  "value": 25.62,
  "unit": "MPa"
}
```

图 5 MQTT 消息携带 JSON 格式的数据示例图

Fig.5 Example of an MQTT message carrying JSON-formatted data

移至现场. 边缘集群负责承担高实时性任务,云端负责汇聚多井场数据开展深度分析,并对边缘节点进行统一部署与监控(如图 6 所示). 边缘端以 K3s 构建轻量级 Kubernetes 集群,作为钻探装备运维任务的执行底座,承担边缘算力、任务编排、模型下发与回传同步等关键任务. K3s 集群通过 KubeEdge 连接云端 Kubernetes 集群,使远程中心能够各井场钻机设备端、边节侧进行统一管理,从而形成跨地域协同的运维体系.

云端部署于陆地数据中心,依托 GPU 计算集群与分布式存储,承担数据密集型的模型训练、知识挖掘以及全局管理优化等任务. 本系统以 PyTorch 作为模型的核心技术框架,面向多井场历史数据利用 DistributedDataParallel 模块在多节点上开展并行训练. 结合开源 MLOps 平台 MLflow,系统可对训练过程中的代码、数据、配置和环境进行追踪管理. 同时,云端基于设备部件清单、维修手册、历史工单与专家经验构建知识图谱(崔石磊等, 2025),构为故障诊断、健康评估、剩余寿命预测以及维修策略

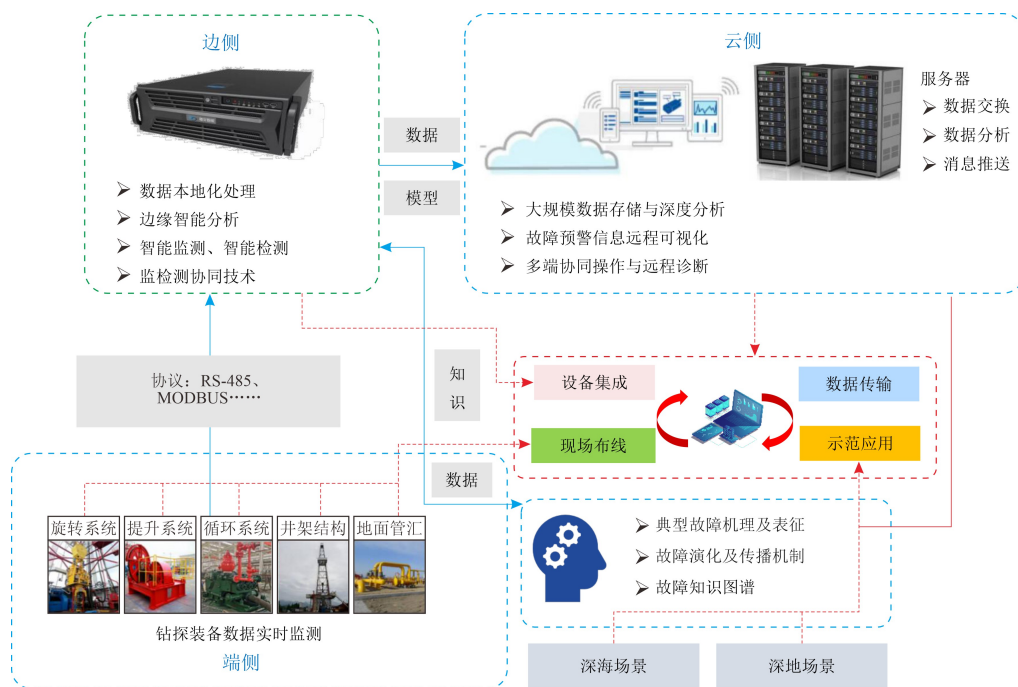


图 6 智能运维模块云边端协同架构

Fig.6 Cloud-edge-end collaborative architecture of the intelligent operation and maintenance module

优化提供系统化决策支持。

4.2 云边模型分发与部署

算法模型在云端完成训练和验证后,通过 KubeEdge 分发至多井场边缘节点,以支撑跨地域统一部署,以保证状态同步。云端统一保存各井场所部署的服务与模型版本,边缘侧周期性上报实际运行状态。在网络不稳定或中断时,部署指令与状态信息可延后传递,并在链路恢复后自动补传与校准,以确保现场运行与云端配置保持一致。

在边缘侧,推理模型及其运行条件被封装为标准部署包,统一分发到各井场边缘节点,便于快速安装与版本回退。云端远程运维中心依据井场资产清单与设备归属关系,在 Kubernetes 中配置部署清单,并通过节点标签将相应的推理服务与模型版本精准下发到指定边缘节点。CloudCore(云端核心组件)将部署指令同步至现场,边缘侧由 EdgeCore(边缘核心组件)负责启动推理容器,同时持续上报容器运行状态关键指标,便于远程中心统一掌握各井场部署与运行状态。

5 数字孪生模块架构

5.1 四层分布式架构

本系统以 Eclipse Ditto 为核心构建高端钻探装备数字孪生体系,采用基于钻探装备层、设备接入

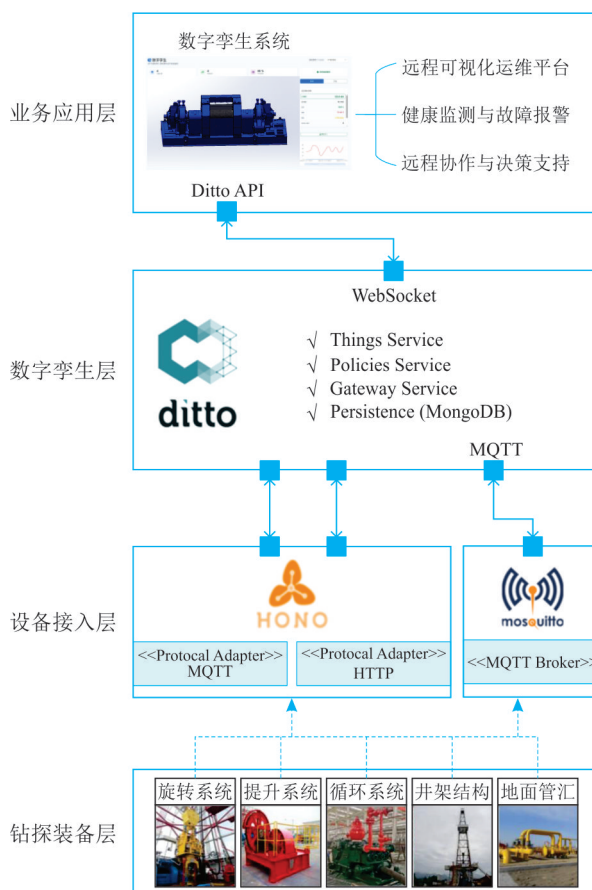


图 7 数字孪生模块技术架构图

Fig.7 Technical architecture of the digital twin module

层、数字孪生层和业务应用层的四层分布式技术架构,旨在完成装备运行状态的虚实映射与远程监测,如图 7 所示。

钻探装备层由各类钻探装备与现场监测装置组成,是系统的数据采集端,覆盖起升、旋转、循环等关键系统的设备与传感装置。该层采集到的监测数据经过边缘计算节点进行初步数据分析与处理后,以 MQTT/HTTP 协议上报至设备接入层。

设备接入层以 Eclipse Hono 与 Mosquitto 为核心组件,负责现场设备的统一接入与消息路由管理。Eclipse Hono 提供多协议适配能力,支持不同厂商系统的接入。Eclipse Mosquitto 作为轻量级 MQTT 代理,特别适用于管理大规模钻探终端设备与传感器的消息发布与订阅,能够保证在低带宽或间歇性网络条件下仍能可靠传输数据。

数字孪生层是整个系统的技术中枢,以 Eclipse Ditto 为核心管理钻探装备的数字孪生体,通过 WebSocket、MQTT、HTTP 等接口接收来自设备接入层的实时数据,并将其映射为虚拟设备的属性、事件与命令。

业务应用层以 Ditto API 为数据接口构建智能运维系统,包括远程可视化运维模块、故障报警模块以及远程操作与决策支持模块。

5.2 实时数据映射与虚实同步机制

现场数据在边缘侧完成预处理后按主题上报, Ditto Connectivity 订阅对应主题消息,并将外部消息转换为 Ditto 协议消息,再根据对应部件写入孪生对象的特征属性。Ditto Core 对孪生状态进行一致性更新,并通过 WebSocket 向三维可视化界面推送,使井场监控端和远程运维中心能够及时看到钻机关键部件的状态变化。反之,上层应用对孪生对象的参数调整通过 desiredProperties 写入孪生体,系统将其映射为 MQTT 控制指令下发到现场控制器。设备执行后回传确认消息,云端平台据此更新命令状态获取执行结果。

在低带宽或间歇连接条件下,系统通过服务质量等级 QoS 与持久化缓存降低丢包风险,并将孪生对象状态存储于文档型数据库 MongoDB 中。在网络恢复后,系统支持数据补传,同时采用差分同步机制降低带宽占用。通过引入版本号和时间戳进行一致性校验,避免过期或乱序数据的写入,从而提升远程状态感知的可靠性。

6 结语

本文面向深部钻探场景下高端钻探装备的实际运维需求,提出了“云一边一端”分布式协同智能运维体系架构,形成了以钻探装备、数据采集、智能运维与数字孪生为核心的总体框架,从体系结构与关键技术两方面给出了明确的技术路线,为后续平台建设提供依据。

首先,构建了适配多源异构数据的采集与治理方案。利用边缘网关在现场完成信号处理、特征提取与轻量推理,减少高频原始数据的持续回传压力。上行数据通过 MQTT 主题对数据进行分类路由,并引入 Kafka 作为缓冲通道。针对异常辨识需要原始数据的情形,提出云端按需采集与大文件独立上传机制。

其次,提出了云端集中训练与边缘实时推理的协同模式。边缘端承担告警与诊断等高时效任务,云端汇聚多井场历史数据开展模型训练、策略优化与知识沉淀,通过云一边一端协同实现跨井场统一部署与运行监控。该架构能够支撑状态监测、故障诊断、健康评估与预测性维护等核心业务,并输出维护建议与工单信息,便于现场处置与远程会诊。

最后,构建了基于 Eclipse Ditto 的虚实融合四层分布式架构,明确设备接入、孪生管理与业务应用之间的协同关系,形成上行状态映射与下行控制反馈的虚实同步机制。通过设备状态推送与三维可视化呈现,为井场监控端与远程运维中心提供一致的运维管理平台。针对低带宽与间歇连接条件,结合数据库存储、补传机制与一致性校验提升远程状态感知可靠性。

基于“云一边一端”分布式协同架构,钻探装备的海量实时数据可通过边缘计算节点进行本地化处理,优化运维决策响应速度,同时将关键数据上传至云端进行深度分析。结合数字孪生技术,运维人员能够构建装备的虚拟映射模型,实时监测设备状态、模拟运行工况,提前发现潜在故障,降低安全风险。结合预测性维护模型,可优化设备检修、维修策略,大幅度降低过度维护或突发故障带来的经济损失。未来,随着人工智能、大数据、区块链以及 6G 等先进技术的进一步发展,在高端钻探装备的智能化运维领域有望推动全产业链的数字化升级,实现多设备、多场景的数据互通,构建行业级知识库,促进经验共享与技术迭代,助力深部钻探向无人化、

自适应、高精度方向发展.

References

- Bala, A., Rashid, R. Z. J. A., Ismail, I., et al., 2024. Artificial Intelligence and Edge Computing for Machine Maintenance: Review. *Artificial Intelligence Review*, 57(5): 119. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10748-9>
- Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M. N., Vita, R., et al., 2019. A Systematic Literature Review of Machine Learning Methods Applied to Predictive Maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137: 106024. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>
- Cheng, X., Chaw, J. K., Goh, K. M., et al., 2022. Systematic Literature Review on Visual Analytics of Predictive Maintenance in the Manufacturing Industry. *Sensors*, 22(17): 6321. <https://doi.org/10.3390/s22176321>
- Christou, I. T., Kefalakis, N., Zalonis, A., et al., 2020. End-to-End Industrial IoT Platform for Actionable Predictive Maintenance. *IFAC-PapersOnLine*, 53(3): 173—178. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.11.028>
- Cui, S. L., He, M. W., Chen, J. H., et al., 2025. Construction Method of Fault Knowledge Graph for Coal Mine Electromechanical Equipment Oriented to Standard Operating Process. *Industry and Mine Automation*, 51(S1): 50—54, 60 (in Chinese with English abstract).
- Eugster, P. T., Felber, P. A., Guerraoui, R., et al., 2003. The many Faces of Publish/subscribe. *ACM Computing Surveys*, 35(2): 114—131. <https://doi.org/10.1145/857076.857078>
- Gawde, S., Patil, S., Kumar, S., et al., 2024. Explainable Predictive Maintenance of Rotating Machines Using LIME, SHAP, PDP, ICE. *IEEE Access*, 12: 29345—29361. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3367110>
- Guo, B., Liu, S. C., Liu, Y., et al., 2023. AIoT: The Concept, Architecture and Key Technologies. *Chinese Journal of Computers*, 46(11): 2259—2278 (in Chinese with English abstract).
- Khaldy, M. A. A., Nabot, A., Al-Qerem, A., et al., 2025. Adaptive Conflict Resolution for IoT Transactions: A Reinforcement Learning-Based Hybrid Validation Protocol. *Scientific Reports*, 15(1): 25589. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-09698-1>
- Liu, Y. S., Zhang, J. W., Huang, H. C., 2024. Key Technologies and Development Direction for Deep and Ultra-Deep Drilling and Completion in China. *Acta Petrolei Sinica*, 45(1): 312—324 (in Chinese with English abstract).
- Lu, Z. Z., Zhu, X. K., Du, X. G., et al., 2024. Development and Prospect of Deep-Sea Environmental Noise Monitoring Technology. *Earth Science*, 49(6): 2120—2130 (in Chinese with English abstract).
- Lv, H. Z., Chen, D., Fan, B., et al., 2018. Standardization Progress and Case Analysis Of Edge Computing. *Journal of Computer Research and Development*, 55(3): 487—511 (in Chinese with English abstract).
- Pagano, D., 2023. A Predictive Maintenance Model Using Long Short-Term Memory Neural Networks and Bayesian Inference. *Decision Analytics Journal*, 6(7): 100174. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100174>
- Peng, M., Wang, Y., Ma, C. Y., et al., 2025. Review of Risk Assessment and Prevention for Valley Landslide Disaster Chains. *Earth Science*, 50(10): 3723—3760 (in Chinese with English abstract).
- Pech, M., Vrchota, J., Bednář, J., 2021. Predictive Maintenance and Intelligent Sensors in Smart Factory: Review. *Sensors*, 21(4): 1470. <https://doi.org/10.3390/s21041470>
- Ren, J. W., Cheng, Y., Zhang, Y. F., et al., 2024. A Digital Twin-Enhanced Collaborative Maintenance Paradigm for Aero-Engine Fleet. *Frontiers of Engineering Management*, 11(2): 356—361. <https://doi.org/10.1007/s42524-024-0299-z>
- Resende, P. T. V., Haddad, D. B., Weyrich, M., et al., 2021. TIP4.0: Industrial Internet of Things Platform for Predictive Maintenance. *Sensors*, 21(14): 4676. <https://doi.org/10.3390/s21144676>
- Sathupadi, K., Achar, S., Bhaskaran, S. V., et al., 2024. Edge-Cloud Synergy for AI-Enhanced Sensor Network Data: A Real-Time Predictive Maintenance Framework. *Sensors*, 24(24): 7918. <https://doi.org/10.3390/s24247918>
- Tang, Z. Y., Xiong, M. W., Yang, M. Q., et al., 2013. Real-Time Research and Redundancy Design of Hydropower Station Monitoring System. *Power System Communications*, 34(1): 62—65 (in Chinese with English abstract).
- Tao, F., Sun, X. M., Cheng, J. F., et al., 2024. MakeTwin: A Reference Architecture for Digital Twin Software Platform. *Chinese Journal of Aeronautics*, 37(1): 1—18. <https://doi.org/10.1016/j.cja.2023.05.002>
- Wang, H. G., Huang, H. C., Bi, W. X., et al., 2022. Deep and Ultra-Deep Oil and Gas Well Drilling Technologies: Progress and Prospect. *Natural Gas Industry B*, 9(2): 141—157. <https://doi.org/10.1016/j.ngib.2021.08.019>
- Zhang, X. R., Ji, L., Fan, Z. M., et al., 2022. Research on the Next Power Distribution IoT Operation and Maintenance Technology Based on Cloud-Edge Collaboration. *Integrated Smart Energy*, 44(12): 25—32 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, K., Leng, S. P., He, Y. J., et al., 2018. Mobile Edge

- Computing and Networking for Green and Low-Latency Internet of Things. *IEEE Communications Magazine*, 56(5): 39–45. <https://doi.org/10.1109/mcom.2018.1700882>
- Zhang, M., Feng, K., Jiang, Z. N., 2014. A Mechanical Fault Early Warning Methodology Based on Dynamic Self-Learning Threshold and Trend Filtering Techniques. *Journal of Vibration and Shock*, 33(24): 8–14 (in Chinese with English abstract).
- Zhong, D., Xia, Z. L., Zhu, Y. A., et al., 2023. Overview of Predictive Maintenance Based on Digital Twin Technology. *Heliyon*, 9(4): e14534. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14534>
- Zonta, T., da Costa, C. A., da Rosa Righi, R., et al., 2020. Predictive Maintenance in the Industry 4.0: A Systematic Literature Review. *Computers & Industrial Engineering*, 150(6): 106889. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106889>
- Zhu, L., Wu, Z. L., Huang, S. Y., 2023. Assessment Method of Distribution Network Health Level Based on Multivariate Information. *Frontiers in Energy Research*, 11: 1178631. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1178631>

中文参考文献

- 崔石磊, 何明伟, 陈建华, 等, 2025. 面向标准作业流程的煤矿机电设备故障知识图谱构建方法. *工矿自动化*, 51(S1): 50–54+60.
- 郭斌, 刘思聪, 刘琰, 等, 2023. 智能物联网: 概念、体系架构与关键技术. *计算机学报*, 46(11): 2259–2278.
- 刘岩生, 张佳伟, 黄洪春, 2024. 中国深层—超深层钻完井关键技术及发展方向. *石油学报*, 45(1): 312–324.
- 陆哲哲, 朱心科, 杜新光, 等, 2024. 深海环境噪声监测技术发展现状与展望. *地球科学*, 49(6): 2120–2130.
- 吕华章, 陈丹, 范斌, 等, 2018. 边缘计算标准化进展与案例分析. *计算机研究与发展*, 55(3): 487–511.
- 彭铭, 王悦, 马晨议, 等, 2025. 河谷滑坡灾害链风险评估及防控研究进展. *地球科学*, 50(10): 3723–3760.
- 汤震宇, 熊慕文, 杨梅强, 等, 2013. 水电监控系统的冗余设计和实时性研究. *电力系统通信*, 34(1): 62–65.
- 张晓瑞, 纪陵, 范仲鸣, 等, 2022. 基于云边融合的新一代配电物联运维技术研究. *综合智慧能源*, 44(12): 25–32.
- 张明, 冯坤, 江志农, 2014. 基于动态自学习阈值和趋势滤波的机械故障智能预警方法. *振动与冲击*, 33(24): 8–14.