多模态感知与工业大模型赋能智能运维系统构建

熊林海　宋起建
南京大全电气研究院有限公司　江苏 南京　210000

摘　要　针对工业互联网场景下配电装备与系统在智能运维过程中面临的感知覆盖不足、数据质量参差、模型泛化能力弱及云边协同效率低等问题，提出“全面感知、全要素建模、云边协同”新理念。通过引入多模态与跨域无感式感知技术，实现对人—机—环境全要素的低侵入式获取；结合工业机理知识与数据驱动方法，构建面向运维过程的全要素云端模型体系；进一步设计基于异构效用优化的云边协同计算与模型管理机制，实现高时效任务在边缘侧实时处理与复杂模型在云端持续演化。最终研制并部署了一体化云边协同智能运维大数据平台，并在配电装备与配电系统中开展应用验证。

关键词　智能运维；多模态感知；全要素建模；云边协同

Construction of Intelligent Operation and Maintenance Systems Empowered by Multimodal Sensing and Industrial Large Models

Xiong Lin-hai, Song Qi-jian
Nanjing Daquan Electrical Research Institute Co., Ltd., Nanjing 210000, Jiangsu Province, China

Abstract　To address the challenges faced in the intelligent operation and maintenance (O&M) of power distribution equipment and systems in industrial Internet scenarios—including insufficient perception coverage, varying data quality, weak model generalization, and low cloud-edge collaboration efficiency—this paper proposes a new concept of "comprehensive perception, holistic element modeling, and cloud-edge collaboration." By introducing multimodal and cross-domain non-intrusive perception technologies, low-intrusiveness acquisition of human-machine-environment holistic elements is achieved. Combining industrial domain knowledge with data-driven methods, a cloud-based holistic element modeling system for the O&M process is constructed. Furthermore, a cloud-edge collaborative computing and model management mechanism based on heterogeneous utility optimization is designed to enable real-time processing of time-critical tasks at the edge and continuous evolution of complex models in the cloud. Finally, an integrated cloud-edge collaborative intelligent O&M big data platform is developed and deployed, and its application is validated in power distribution equipment and systems.

Key words　Intelligent Operation and Maintenance; Multimodal Sensing; Full-Factor Modeling; Cloud-Edge Collaboration

国外智能运维技术在制造业、能源、物流等领域应用成熟且成效显著。我国亦高度重视智能运维发展，政策支持持续强化，《“十四五”智能制造发展规划》明确提出推广智能运维服务新模式[1]，相关市场研究也显示该领域将持续增长。

然而，工业互联网场景下的智能运维面临三大突出矛盾：工业场景复杂与全面感知的矛盾、数据质量低与高精度建模的矛盾、单体闭环与跨层级云边协同的矛盾[2]。具体表现为：多模态感知方面，工业环境多源异构数据感知不全、质量偏低，缺乏有效评估与增强技术[3]；建模技术方面，虽有多方推动模型研发[4-6]，但实际落地仍需行业定制化开发[7]；云边协同方面，边缘侧实时处理能力弱，海量数据难以即时处理[8]；软件应用方面，国际龙头企业虽积累行业数据[9]，但仍面临跨领域人才缺乏、系统智能分析能力不足、协同体验不佳等挑战[10]。

因此，深化多模态感知、全要素建模、云边协同等技术研究，构建标准化、智能化、协同化的一站式智能运维平台，是突破当前瓶颈、推动工业智能化发展的关键方向。

1　建设内容

建设云边协同智能运维大数据平台。平台核心实现三大能力：①基于多维跨域无感式感知的信息获取技术；②依托知识数据融合的全要素云端建模体系；③通过异构效用模型优化的云边数据、资源与服务协同认知机制。

平台全面感知配电设备运行状态，依据统一指标体系将全

要素异构数据回传至云端进行规范化存储管理，为设备状态诊断与寿命预测等模型计算提供高质量数据基础。平台实施智能任务分发，将异常检测、自动调节等高实时性任务部署至边缘侧执行，同时与云端高资源模型计算实时协同。通过持续优化云端高阶模型并与边缘侧协同部署，平台运用大数据技术生成寿命预测、故障诊断等智能报告，提供归因分析和处置建议，并实时推送至运维人员，推动传统运维向状态驱动的智能运维模式升级。

2 实现目标

2.1 基于多维跨域无感式感知的信息获取

环境状态感知：基于少样本和多模态融合的空间状态感知，采用关键位采样、多传感器联合、多模态数据融合、多因素关系挖掘等方法，实现少样本下复杂环境状态的全面感知。

设备状态感知：利用设备运行的电流电压等电力信号、射频识别（RFID）等无线反射信号，对设备的运行状态、转速、振动频率进行非接触感知，同时建立对应不同设备的信号微尺度特征来判定设备状态，实现跨域感知的信息获取。

隐私保护感知：利用环境中的无线信号（如5G、Wi-Fi、蓝牙等）以及先进的反射感知、特征映射等技术，实现非视觉的人员感知和定位。

2.2 感知数据自适应实时预处理与传输优化

数据质量评估：针对数据处理中一致性、完整性、准确性、时效性、规范性、可访问性等需求，设计自适应的质量评估指标；建立具有统计、查询、属性对比等功能的质量评估模型，实现复杂运维场景中大规模多模态混合流数据的质量评估

感知数据清洗：针对数据来源复杂导致易缺失、错误、格式不统一等问题，融合无监督和有监督的数据增强技术，开发满足实时性要求的清洗模型。针对音视频、图像、文本等多模态数据，通过关联挖掘、信息检索、对比分析等实现协同自动清洗。

混合流数据实时处理与传输：利用数据编码、隐私脱敏等技术完成压缩变换，实现包括信道评估、路由优化等在内的管控一体化敏感网络传输（高可靠、低延迟）。

2.3 基于知识数据融合的全要素云端建模

大数据分析建模：运用聚类、回归等大数据分析技术，基于海量数据对设备运维过程要素进行建模，如利用巡检工效数据建立岗位胜任力模型；基于设备历史数据建立设备正常工作、故障识别与诊断、寿命预测等模型。

复杂计算建模：融合机理模型和数据驱动，对高能耗、关键控制等复杂系统设备进行建模。如综合设备工作机理、运行策略、设备参数等建立环境温湿度分布和设备能耗模型；基于机械、负载、环境、功率预测等机理模型与实时感知数据构建故障诊断和寿命预测模型。

多模态大模型建模：集成多模态大数据和大模型技术，对复杂运维设备、环境的多模态属性进行建模，如结合设备状态、温湿度、音视频、设备综合能耗等，构建设备健康度诊断、能耗预测及寿命预测等模型。同时，训练归因分析大模型，辅助快速定位故障位置与根因。

2.4 云边协同部署和实时处理

云边协同任务分解与编排：构建基于异构效用模型优化的协同认知框架，实现数据、资源与服务的云边协同。提出多粒度任务划分方法，依据计算密集度、时延敏感性与隐私安全性等指标，实现隐私保护与效能优化的任务管控。结合效用最大化、任务关联与联邦学习的任务编排策略，提升边缘计算与数据传输效率。

边缘任务部署与实时调度：建立融合感知、传输、存储与计算多维一体的时变资源预测模型；运用时延约束、资源适配与可靠执行等多目标联合优化技术，实现全局优化的协同部署方案；基于排队理论与传输优化策略，设计异构效用动态决策的在线调度算法，保障任务实时执行与资源高效利用。

轻量级数据处理：基于边缘资源状态与任务需求，发展资源自适应的模型压缩、效用无损的模型生成及面向差异化任务的模型迁移技术，快速构建高效能、高可靠的边缘数据处理模型；通过交叉验证、曲线拟合与超参数优化构建过程评估优化机制；采用边缘容器轻量化智能配置方法，降低资源消耗，加速模型训练。

2.5 云边协同运维模型管理

模型的多端高效存储与部署：制订运维模型库的构建策略，包括通用型、行业型、项目型、设备型模型分类管理；模型实例动态管理；模型自动化训练与部署。

运维模型持续优化管理：利用轻量化、剪枝、微调等技术实现模型预验证，不断扩展和丰富模型库以覆盖各种运维场景。

2.6 云边协同智能运维大数据平台

开发云边协同智能运维大数据平台（简称平台）。通过数据仓库和数据集市为各类运维模型提供存储、检索和分析。通过灵活配置输入和异构融合计算策略，实现边缘节点离线自治、关键数据高可靠备份及模型动态管理。

3 系统架构

系统逻辑技术架构，采用云边协同设计理念，平台分为云侧、边侧和部署管理层。部署管理层：主要是项目管理、自动化测试、算法优化管理、云边协同交互管理等；云侧：主要实现云端服务运行、云端大模型运行、云端模型自迭代等。边侧：主要实现边端离线模型运行、云边协同调用、边端数据存储与交互等。

模型智能配置与优化管理技术架构，采用分布式管理与高效协同设计理念，分为模型智能配置、模型优化管理、云边高效存储与部署。模型智能配置：主要实现多源数据融合重构、平衡数据动态感知、多模参数自主配置等；模型优化管理：主要实现运维模型综合评估与可靠性分析、部署与集成测试等。云边高效存储与部署：主要实现云边协同存储优化与动态部署、多方协作任务调度等。

4 核心功能

本系统是一个集成化的云边协同智能运维大数据平台，旨在通过信息化与智能化手段构建“全面感知、全要素建模、云边协同”的完整智能运维管理体系。平台通过多模态混合流信息智能处理技术，在传感器无法直接感知的场景中，结合无线信号感知、跨域感应及多模态融合等间接感知手段，实现对人员、设备、环境的全面感知。同时，通过边缘侧实时计算与云端模型推理的协同，完成异常检测、数据标准化、隐私计算等高实时性任务，并基于数据与知识融合构建涵盖人员胜任力、故障预测、环境物理场等全要素模型库。

平台采用云边协同架构实现智能运维模型的训练、部署与应用优化。通过统一指标体系将全要素异构数据回传云端进行规范化管理，持续优化高阶模型并与边缘侧协同更新。基于资源状态与时延约束实现任务分解编排、部署决策与实时调度，运用模型压缩等技术实现轻量级边缘数据处理。针对复杂运维场景，平台利用大模型技术实现模型自适应推荐与参数配置，并能实时推送设备异常、寿命预测、故障诊断等分析结果及处置建议。

在配电领域，平台已构建面向高低压配电设备及工业配电系统的智能运维应用示范。通过建立支持“感知—建模—协同”的完整技术框架，平台解决了感知覆盖不足、实时处理困难、协同效率低下等核心问题。最后，平台提供综合评估功能，对设备运行状态进行量化分析并生成运维决策建议，持续记录运维过程、分析故障根因，同时对算法模型及云边协同性能进行全面评估与可视化展示，实现运维体系的持续优化。

5 结束语

系统突破感知覆盖窄、实时处理难、多方协作弱、模型精度低的核心难题，推动传统运维迈向高效智能化，全面提升产业两化融合水平，推动基地产业链的延长和工业制造产业的转型升级。建立云边协同的新型智能运维理论、方法和平台，并在配电装备和配电系统进行示范应用。促进企业资源与运维系统深度融合，提升工业制造及运营的整体转化效率，具备突出的科技、社会、生态和经济效益。通过提高运维过程的信息化智能化水平，加快制造业向绿色低碳转型进程，为我国的生态文明建设做出贡献。

参考文献

[1]工业和信息化部.“十四五”智能制造发展规划[EB/OL].(2021-12-28)[2025-09-01].https://www.miit.gov.cn.

[2]邬贺铨.工业互联网与工业智能发展趋势[J].信息通信技术与政策,2022,48(5):1-6.

[3]WANG K, LI H, FENG Y, et al.Big data analytics for system stability evaluation strategy in the smart grid[J].IEEE Transactions on Industrial Informatics,2017,13(4):1969-1978.

[4]中国信息通信研究院.工业互联网与智能运维发展研究报告[R].北京:中国信息通信研究院,2023.

[5]腾讯研究院.工业模型应用白皮书[R].深圳:腾讯研究院,2024.

[6]LEE J, BAGHERI B, KAO H A. A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems[J].Manufacturing Letters, 2015,3(6):18-23.

[7]中国工业互联网研究院.工业模型与智能运维技术研究报告[R].北京:中国工业互联网研究院,2023.

[8]HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas:IEEE,2016:770-778.

[9]GUBBI J, BUYYA R, MARUSIC S, et al. Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions[J]. Future Generation Computer Systems,2013,29(7):1645-1660.

[10]SHI W, CAO J, ZHANG Q, et al. Edge computing: Vision and challenges[J].IEEE Internet of Things Journal,2016,3(5):637-646.

（本文编辑 杜宇琪）