

电力设备智能运维大模型的技术挑战 与发展路径

李元 林金山 边畅 方荠萱 刘志濠 张冠军
(西安交通大学电工材料电气绝缘全国重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 随着我国新型电力系统加快建设, 分布式新能源和新型负荷规模化接入电网, 电力设备承受着宽频谐波扰动、高负荷波动等复杂应力作用, 这对设备的运行可靠性和运维技术提出了更高要求。针对电力设备智能运维中多源异构数据融合困难、专业知识迁移不足、复杂故障推理可信性不强等问题, 系统研究了大模型赋能电力设备智能运维的关键技术与发展路径。梳理了电力设备智能运维大模型的关键技术及发展路径, 构建了涵盖数据、感知、认知与决策等模块的电力设备智能运维大模型框架。结合全域数据驱动、运行优化协同和智能化运检支持等典型场景, 阐明大模型在设备状态感知、任务分解、工具调用和人机协同决策中的作用机制。从数据质量与安全、模型架构与物理一致性、算力部署和多场景适配这四个方面分析当前应用挑战, 并提出私有化部署、多模态语义对齐、神经-符号融合、云边端协同、大模型中枢结合小模型插件等发展路径, 为电力设备智能运维大模型可信构建与工程应用提供参考。

关键词: 大模型; 电力设备; 智能运维; 多源异构数据; 人机协同决策; 多模态语义对齐

中图分类号: TM83 **文献标志码:** AA

文章编号: 0253-987X(XXXX)XX-0001-28

Technical Challenges and Development Pathway of Intelligent Maintenance in Power Equipment Using Large Language Model

LI Yuan, LIN Jinshan, BIAN Chang, FANG Qixuan, LIU Zhihao, ZHANG Guanjuan
(State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: As China's new-type power system accelerates its development, distributed renewable energy sources and new types of loads are being integrated into the power grid on a large scale. As a result, power equipment is subjected to complex stresses such as broadband harmonic disturbances and high load fluctuations, which impose higher requirements on operational reliability and maintenance technologies. To address the challenges in intelligent operation and maintenance of power equipment—such as the difficulty in fusing multi-source heterogeneous data, insufficient transfer of domain knowledge, and the lack of trustworthiness in complex fault reasoning—this paper systematically investigates the key technologies and development pathways of large model-empowered intelligent

收稿日期: 2026-04-12。

operation and maintenance for power equipment. It outlines the key technologies and development paths of large models in this domain and constructs a large model framework for intelligent operation and maintenance of power equipment, comprising modules such as data, perception, cognition, and decision-making. By drawing on typical scenarios such as globally data-driven operation, operation optimization coordination, and intelligent operation and inspection support, the paper elucidates the mechanisms through which large models function in equipment state perception, task decomposition, tool invocation, and human-machine collaborative decision-making. The study further analyzes current application challenges from four perspectives: data quality and security, model architecture and physical consistency, computational resource deployment, and multi-scenario adaptation. Finally, it proposes development pathways including private deployment, multimodal semantic alignment, neural-symbolic integration, cloud-edge-device collaboration, and the combination of large model hubs with small model plug-ins, thereby providing a reference for the trustworthy construction and engineering application of large models for intelligent operation and maintenance of power equipment

Keywords: large language model; power equipment; intelligent operation and maintenance; multi-source heterogeneous data; human-machine collaborative decision-making; multimodal semantic alignment

中国致力于推进碳达峰、碳中和^[1], 其中, 新型电力系统建设是推动我国能源结构转型、实现“双碳”目标的重要支撑^[2]。新型电力系统以新能源为主体, 呈现源、网、荷、储多元耦合, 调控对象与方式动态变化等特点, 其状态和决策的高维特性显著, 对系统状态感知精度与调度决策的实时性提出更高要求^[3]。电力设备作为新型电力系统的核心物理载体, 其运行状态直接反映系统整体运行态势。在高比例可再生能源和高比例电力电子设备背景下, 变压器、气体绝缘全封闭组合电器(GIS)、断路器等设备承受高负荷波动、宽频谐波扰动等复杂应力作用, 对设备的运行可靠性和运维水平都提出了更高的要求^[4]。

随着电力电子装置在源、网、荷、

储中的广泛应用, 电力系统的动态特性与非线性特征显著增强。电力电子装置的快速控制特性与新能源出力的随机波动相互叠加, 可能使系统在短时间内出现电压、电流与频率的快速波动。同时, 随着设备间耦合效应的不断增强, 变压器过载、线路谐振以及开关设备误动作等运行事件可能相互触发, 并形成复杂的故障传播链条, 从而导致潜在运行风险呈现快速扩散、累积的特征^[5]。新型电力系统中的动态扰动与高频耦合效应不仅显著增加了系统调控的难度, 也对电力设备状态感知及运维决策的实时性与准确性提出了更高要求。

面对复杂运行场景, 传统电力设备运维方法的局限性逐渐显现。基于规则的经验诊断方法通常依赖历史运行经验与预设阈值; 基于物理模型的工程分析

方法通常依赖完整设备参数及精确边界条件,这些方法在负荷快速变化、谐波扰动频繁的场景下容易出现模型失配问题。而传统机器学习方法需要依赖大量同质化数据,难以有效融合监测数据、图像视频及环境信息等多源异构数据,也难以揭示复杂耦合故障之间的潜在因果关系^[6]。面对电力系统数据日趋多模态、超规模以及复杂场景的态势,现有运维手段已难以实现对新型电力系统设备运行风险的全面感知与精准管控,亟需探索新一代人工智能(AI)驱动的智能运维技术路径。

近年来,AI理论与技术的快速发展,算法、算力、数据规模大幅提升,超大参数的大模型应运而生。大模型在医学、金融、物流和自动驾驶等通用、专业领域得到广泛研究,促进了行业的智能化升级。文献[7]明确,要加速我国能源领域的智能化发展,以大模型为代表的新一代人工智能技术为此目标的实现注入了创新动能。大模型通过海量文本进行预训练,其参数量通常在百亿至数千亿级,典型大模型有 GPT-4、Llama-3 和 DeepSeek 等^[8-11]。与机器学习相比,大模型具有更强大的文本理解、知识推理及主动学习等强人工智能特性,赋予机器更接近人类的跨模态理解和生成能力^[12-16]。在电力垂直领域,以基础大模型为底座,已开发了客户智能服务、配网辅助巡检、调度预案生成等多种高级应用^[17-19]。

人工智能大模型在电力设备运维的

各类场景中已展现出显著优势。通过自然语言处理技术,大模型能够高效地分析和提取故障报告、检修记录、技术标准等文本数据中的关键信息,为知识挖掘和信息提取提供有力支持。基于计算机视觉的大模型技术能够处理图像和视频数据,在设备状态监测、故障检测、现场巡视等任务中发挥重要作用。多模态大模型技术通过融合数字、图像、文本等多种数据模态,支持信息互补与交叉验证,进而提供更为全面和精准的设备健康分析及运维决策支持。大模型技术正在重塑电力设备智能运维的底层逻辑,推动行业向机器认知主导、人类智慧协同的人机协同新范式演进。然而,现有研究多聚焦于大模型具体应用实现或电力通用模型构建,尚缺乏对其核心能力与电力设备运行特性适配性的系统分析。

为解决电力运维专业知识壁垒与通用大模型能力边界之间的矛盾,本文剖析了设备状态辨识与智能运维各发展阶段及其技术特点,揭示其从知识驱动、数据驱动,到知识与数据协同驱动,最终迈向认知智能的阶段性演进特征,系统探讨大模型在电力设备智能运维领域的应用现状和关键技术。结合人工智能大模型前沿技术,提出了电力设备智能运维大模型发展路径,探讨智能运维大模型应用所面临的主要挑战,并提出针对性的技术攻关方向,为电力设备运维能力升级、新型电力系统的建设提供参考。

1 电力设备状态辨识与运维技术演进

电力设备状态监测数据量爆炸式增长, 以及数据智能分析技术的进步, 推动了设备状态辨识与智能运维技术的发

展。从技术演进看, 电力设备的状态辨识与运维逐渐从简单、定性、局部的应用模式, 逐步向精细、定量、智能方向发展。发展历程可划分为知识驱动、数据驱动、机理-数据融合与大模型4个阶段, 如图1所示。

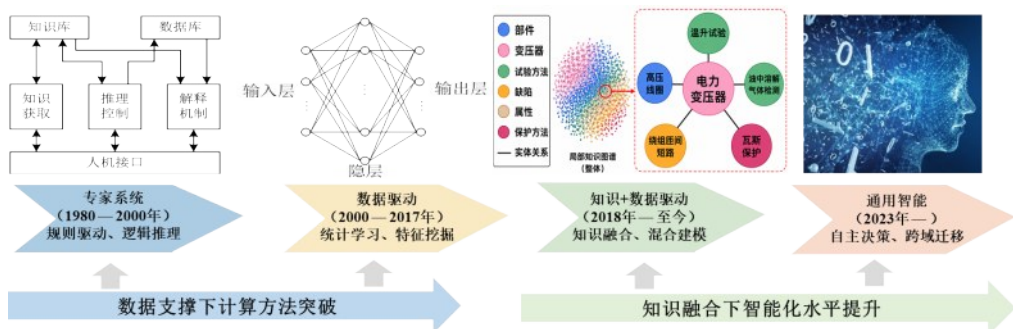


图1 电力设备状态辨识技术研究进展

Fig. 1 Progress on power equipment condition assessment techniques

1.1 知识驱动阶段

知识驱动范式基于设备运行原理与故障机制, 通过知识提取、分析和推理来构建辨识模型。在电力监测技术发展初期, 设备监测手段尚不完善, 以专业知识、专家经验为主的诊断方法发挥了重要作用, 其中, 专家系统就是一种典型的应用形式。专家系统起源于20世纪70年代, 通过将专家的知识 and 经验转化为计算机程序, 处理较为复杂的故障诊断问题。西安交通大学严璋教授团队较早地研究并应用了电力设备绝缘诊断专家系统^[20]。杨莉、董明等提出了一种基于面向对象层次分类的变压器故障诊断专家系统^[21], 其结构如图2所示。该系统以诊断知识为基本载体构建层次

化知识拓扑, 提高了设备状态评估的灵活性和可靠性。专家系统数据依赖度低, 便于多学科集成, 且具有较强的泛化性和可解释性。

然而, 知识驱动方法在实际应用中逐渐暴露出其固有局限。一方面, 领域知识获取高度依赖专家经验, 获得成本高且难以实现系统化表达; 另一方面, 随着设备运行场景的不断扩展, 规则库规模迅速膨胀, 规则冲突与冗余问题日益突出, 显著增加了系统的维护成本。更重要的是, 规则推理机制对未编码的新型故障缺乏有效适应能力, 难以应对复杂运行环境下, 多源耦合和动态演化特征, 一定程度上限制了知识驱动方法在电力设备智能运维中的应用效果^[22-24]。

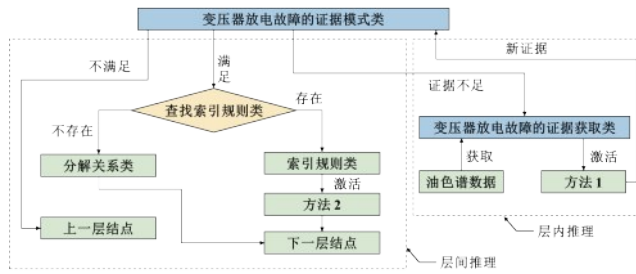


图2 变压器故障诊断专家系统

Fig. 2 Transformer fault diagnosis expert system

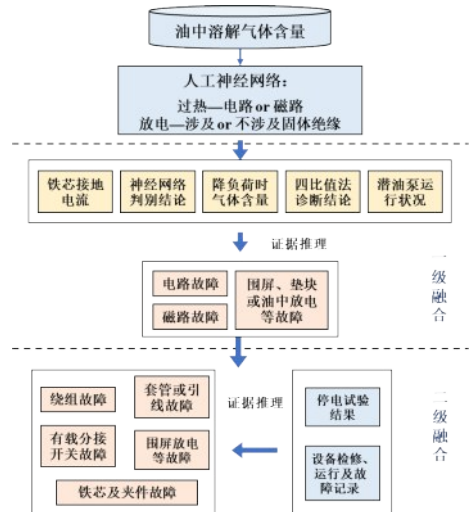
1.2 数据驱动阶段

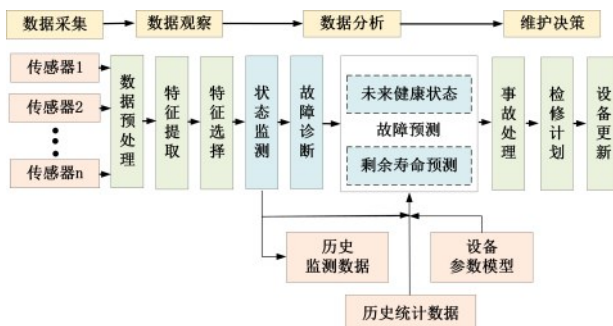
20世纪90年代,初代人工智能和计算机技术快速发展,为大型智能模型的训练与应用提供了便捷条件^[25]。人工智能融合了数学、统计学与逻辑学等多学科,在处理大规模数据时展现出高效、实时、准确的优势^[26-28]。以机器学习、深度学习为代表的人工智能数据驱动应用范式,通过对海量监测数据的深度分析,为设备智能化运维检修提供了丰富的决策信息^[29-31]。21世纪初,张冠军教授团队将人工智能及信息推理技术相结合,采用神经网络、援例推理和粗糙集等方法,探索了多源信息融合的变压器故障诊断方法^[32-33],如图3所示。

英国利物浦大学吴庆华教授团队^[34]、美国田纳西大学Griffin教授团队^[35]、华北电力大学刘云鹏教授团队^[36-37]、清华大学胡军教授团队^[38-39]探索了多源信息融合技术,提高了设备状态评估的准确率,推动了设备状态检修技术发展,如图4所示。

随着电力物联网的建设,电力设备的监测手段日益丰富,设备运行监测信

息呈现多模态、异构的特征,包含文本、音频、图谱、图像、视频等大量半结构化和非结构化数据。开展电力图像智能识别与文本信息挖掘,实现电力设备多角度全景状态监测和故障诊断,是此阶段的热点研究方向。

图3 多源信息融合的变压器故障诊断方法^[32-33]Fig. 3 Transformer fault diagnosis method by multi-source information fusion^[32-33]

图4 电力设备状态预警及健康管理体系^[34-39]Fig. 4 Power equipment condition warning and health management system^[34-39]

在图像识别方面,图像特征提取方法可分为人工设计特征提取算法和基于深度网络的特征提取方法。人工设计特征提取方法难以应对复杂场景图像的识别,相比之下,基于深度学习的特征提取方法适用性更强。例如,徐凯等^[40]提出基于 Google LeNet Inception-V3 模型的电力设备图像识别方法。在文本识别方面,蒋逸雯等^[41]提出了基于循环卷积神经网络(RCNN)的变压器运维文本挖掘方法,分析了设备缺陷等级并评估其健康状况。文献[42]提出了一种字词混用集成模型的电力变压器缺陷记录文本挖掘分类方法,进一步提升了缺陷分类的准确率。数据驱动应用范式依赖完备的设备状态信息数据集,以保证状态辨识结果的准确度。但随着电工材料、制造工艺和运维理念的提升,电力设备实际故障发生率逐渐降低,各故障类型下样本不足、缺失等数据完备性问题较为突出,导致模型的泛化能力大大降低,易出现故障诊断偏差等问题^[43]。

面对小样本的挑战,新型深度学习架构不断涌现出,为电力设备智能运维

提供了重要技术支撑。Zhang等^[44]提出基于 Swin Transformer 的多维特征融合方法,用于红外热成像图像缺陷检测,在强噪声背景下显著提升了缺陷检测精度。Daenens等^[45]将时空图神经网络应用于风电机组的功率预测,有效捕捉功率时空动态特征。Ha等^[46]提出基于自监督异步联邦学习的局部放电诊断方法,利用无标签数据生成伪标签,显著增强了小样本场景下的模型泛化能力。

1.3 知识联合数据驱动阶段

中国工程院在人工智能发展战略中指出^[47],人工智能2.0的显著特征在于将数据驱动和知识驱动相结合。常用的方法是在机器学习算法中引入先验假设、逻辑规则等知识,建立数据和知识双轮驱动的人工智能方法,对数据驱动的电力设备状态评估智能模型进行引导、纠偏和信息补充^[48]。马润泽^[49]等将设备缺陷文本中的先验缺陷知识与运行信息数据结合,对断路器状态进行综合评估,提升了评价准确性。

实现知识辅助数据驱动的建模范

式,关键在于构建机器可理解的知识表征体系。知识图谱(KG)作为结构化知识表征的有效工具,通过图结构和符号系统对知识实体关系进行形式化表达,架起人类认知与计算机处理之间的语义桥梁。电力知识图谱源于电力专家经验知识库,涵盖了数据获取、信息抽取、知识融合和加工等多个步骤。李刚等^[50]论述了电力知识图谱的构建过程,描绘了知识图谱在电力设备健康管理中的应用场景。

知识图谱在电力行业主要用于构建知识体系,如何实现数据联合知识驱动的方法,形成上层应用,还有待进一步探索。Wang等^[51]将知识图谱与梯度提升决策树模型结合,在样本稀缺条件下实现对变压器故障的诊断分析,展示了知识图谱在故障特征不足情景的优势。Yu等^[52]提出了一种基于ALBERT-BiGRU-CRF架构的知识图谱构建方法,其轻量化设计有效降低计算资源消耗,提升了图谱大规模应用的可行性。Li等^[53]提出基于知识图谱与隐马尔可夫模型的变电站动态故障分析方法,强化了诊断过程的可解释性。

1.4 通用智能阶段

近年来,基于大规模语料预训练的大语言模型取得了长足发展,其在文本理解,知识关联和上、下文推理方面展现出卓越能力,为电力设备智能运维提供了新的技术范式。与专家系统或针对特定任务训练的深度学习模型不同,大

模型通过大规模语料预训练获得通用表征能力,并表现出一定的涌现特性、弱监督学习与跨任务泛化能力,主动适应多类型运维任务,无需针对单一诊断任务重新设计模型结构^[54]。

基于对非结构化信息的理解能力,大模型能够直接处理运维日志、缺陷记录及监测报告等文本数据,并支持知识推理、故障定位与运维决策辅助。然而,通用大模型在电力专业场景中的应用仍面临诸多挑战。例如,领域知识与专业语义的深度适配、设备运行物理机理的有效融合以及模型推理过程的可解释性与可信度问题。如何推动通用大模型向电力专业领域的深度定制与协同融合,使其与现有电力设备智能运维技术体系形成有效协同,进一步提升模型在复杂运行场景下的适应能力与决策可靠性,已成为当前研究的重要方向。

2 智能运维大模型关键技术与框架

2.1 电力大模型应用现状

本文系统调研并梳理了电力行业大模型在智能运维及相关场景的发展历程与应用现状,其核心参数及优势应用方向的比较,如表1所示。华为盘古电力大模型以电力交易与智慧能源为核心定位,凭借高效的边缘推理能力,在负荷预测、故障识别等任务中表现优异;清鹏智能能源模型侧重于预测分析、能源交易与设备管理一体化应用;百度文心

电力模型在故障预测、巡检报告生成及知识图谱构建等任务中展现出显著优势；锦书、CyberWILM与擎源大模型主要面向预测性维护与全流程运维优化；昆仑大模型与西清能源电力大模型进一步拓展至能源全产业链协同管理，实现设备全生命周期的智能化支撑。

总体而言，现有电力行业大模型已在设备状态感知、运维决策辅助、知识管理及全生命周期运维等方面取得阶段性进展^[55-59]。不同大模型在技术路径与能力侧重点上呈现出显著差异，企业主导提出的模型通常凭借千亿级参数规模与工业数据优势，强调工程落地能力与复杂场景适配性。高校等研究机构提出的模型则以轻量化架构为主，侧重基础能力验证与关键任务建模。从电力复杂工况决策支撑能力上看，现有研究仍难以满足高可靠性与强动态约束下的智能运维需求^[60]。一方面，尽管部分大模型已具备多源数据融合能力，但尚未有效刻画运行数据、环境变量与历史故障事件之间的深层因果关联机制。另一方面，现有生成式大模型在运维报告生成与辅助决策方面表现较好，但整体仍停留在任务驱动的响应式阶段^[61]。

2.2 电力大模型关键技术

2.2.1 基于指令集的大模型微调技术

大量应用已经表明，大模型在知识推理和人机交互方面具有优势，但其全参数训练仍面临计算成本高昂和专业知

识迁移效率低的双重挑战。未经领域适应性优化的通用模型，在专业场景中的性能将大打折扣。微调技术以通用大模型为基础，在特定任务数据集上进行二次训练，从而避免从零训练所需的巨额计算成本。

指令化实例数据集是微调技术的关键支撑，其质量直接影响知识迁移效果，示例如图5所示。Stephen等^[66]开发的Prompt Source平台，能够高效支持标注人员为不同数据集创建、共享及验证指令化实例。目前，主流的大模型微调技术包括Adapter Fusion、Prefix Tuning和LoRA等。李莉等^[67]基于Qwen1.5-14B-Chat进行微调，构建了Qwen-Elec Diag模型，对缺陷评级分类准确率比BERT提升了8%。

2.2.2 基于知识嵌入的大模型增强技术

大模型的知识更新迭代机制存在严重的滞后。此外，其隐式存储的通识缺乏符号表征，导致在专业领域推理时易出现事实性偏差，即机器幻觉。针对此问题，检索增强生成技术（RAG）应运而生。它利用结构化知识语料与动态知识接口，在无需修改大模型参数的情况下，实现领域知识的动态嵌入，从而提升生成内容的可信度与时效性，如图6所示。

目前，RAG技术主要围绕知识表征、检索机制与知识生成3个核心方向开展研究。知识表征聚焦结构化领域知识体系构建，利用知识图谱与向量索引

库技术, 将非结构化知识转化为机器可解析的结构化知识库。检索机制借助预训练语义编码器与相似度计算模型, 实现知识要素的精准匹配。知识生成针对大模型在专业领域中的幻觉问题, 通过动态记忆增强和知识自检机制, 强化对检索知识的理解, 降低错误内容生成概率。IHGR-RAG 框架结合电力知识图谱提升了设备状态评估的准确率, 增幅达 5%^[68]; 电力知识问答系统通过引入 RAG 支持多轮交互式诊断, 有效减少幻觉现象^[69-70]。

2.2.3 基于思维链-工具链的大模型推理技术

面对复杂任务, 思维链推理将复杂问题分解为可执行的多阶段简单步骤, 从而提升模型的任务解析能力^[71-73]。采用工具链技术, 将专业分析软件和数据处理工具封装为自然语言接口, 使大模型能够调用相关专业工具执行自动化操作。

为实现复杂问题的闭环处理, 需将思维链与工具链技术深度融合, 其核心在于建立双向语义转换机制, 如图 7 所示。例如, 将变压器油温异常的语言描述精准转化为所需的标准化参数矩阵(如温度、电压、电流等时序数据)。利用结构化输出模板, 将软件工具生成的数据分析、负载预测等结果转化为包含解释性说明的决策依据。双向交互机制使大模型能够动态生成决策方案, 并通过标准化接口触发设备诊断、能效优化等专业模块的级联执行。

电力系统的高安全约束对思维链-工具链技术的实际应用带来挑战。如果推理链在早期阶段对告警信号理解偏差, 错误可能在工具链调用过程中被逐步放大, 最终导致误诊甚至误操作。不同厂站在接口协议和语义映射上的差异, 也会削弱工具调用的准确性。一旦错误指令作用于实际调度环节, 可能导致不当的负荷分配或保护动作, 从而造成系统级风险。可在思维链中引入专家规则与物理约束, 并结合多步错误检测机制, 以提升推理与工具调用的安全性与稳健性。

2.3 电力设备智能运维大模型的设计框架

针对电力行业智能化转型需求, 大模型技术已初步应用于现场作业监管、客户服务响应和配电网调度等场景。然而电力设备运维存在多源异构数据融合困难、设备故障机理与参量表征映射关系复杂、行业专业知识体系庞大等技术难题, 现有通用大模型尚未形成有效的智能化解决方案。本文提出一种电力设备智能运维大模型的设计框架, 结构如图 8 所示。大模型框架整体由观测感知、记忆检索、规划推理与执行响应 4 个层级构成, 其功能组成如表 2 所示。

上述大模型通过观测感知、记忆检索、规划推理以及执行响应系列运行流程, 实现从数据理解到智能决策的全链路支撑, 构建更高效、可靠的设备运维体系, 运行流程如图 9 所示。各运行流

程的主要功能分述如下。

(1) 观测感知

面向电力设备多模态感知与智能分析,构建涵盖运行监测、图像感知和运维文本的多源异构数据体系,包括油中溶解气体、局部放电、温度、振动、电流、电压、红外热成像以及设备台账、试验报告和缺陷记录等数据。通过特征对齐、语义关联与联合建模,实现电气、热、机械、气体和图像等多维状态信息的融合表征。利用知识增强的自然语言处理技术抽取设备实体、状态属性、故障事件及其关联关系,构建电力设备知识库与运维事理图谱,为大模型提供可追溯的专业知识支撑,提升其状态理解、故障推理和辅助决策能力。

(2) 记忆检索

设计短期-长期双通道记忆机制,支持基于语义相似度的案例匹配与处置经验复用。短期记忆聚焦实时告警事件,如变压器顶层油温越限、断路器机械特性异常,采用滑动窗口技术保留关键数据。长期记忆构建三级存储结构:
□ 设备全周期运行数据库,含DGA历史趋势、负载率分布等;
□ 典型故障案例库,覆盖变压器绕组变形、GIS放电等缺陷图谱;
□ 行业标准知识引擎,集成状态检修规程、反事故措施条款。

(3) 规划推理

基于电力设备故障模式特征库,构建可扩展的任务分解引擎,实现复杂运维任务的模块化处理。将复合运维任务

拆解为绝缘诊断、机械性能评估等标准化子流程,结合设备实时状态动态调用诊断插件集,如频响分析模块、油中气体三比值计算工具。利用思维链-工具链技术构建决策路径优化模型,基于多维诊断指标动态调整分析路径,生成包含故障概率评估、检修优先级排序的决策建议。

(4) 执行响应

根据规划推理模块分析结果,系统生成负载优化方案、检修策略包等可执行指令,可与能量管理系统(EMS)、生产管理系统(PMS)、调度管理系统(OMS)等系统无缝对接,实现策略的自动下发与执行反馈。例如,在变压器过载等典型场景下,系统可自动启动辅助冷却系统、触发无功补偿装置等闭环控制,形成从状态感知到控制执行的智能运维闭环。

2.4 应用场景展望

2.4.1 全域数据驱动:多模态融合与知识增强

电力系统多源异构数据长期割裂,导致设备状态认知不完整,限制了故障诊断的精度。智能运维大模型通过数据接口模块与知识库模块的协同工作,能够实现设备全生命周期数据的统一映射与动态更新,其全域数据驱动过程如图10所示。

在监测阶段,大模型能够融合油色谱、红外热成像和局部放电等分散特征。当油色谱检测显示溶解气体组分异

常时,模型可同步调用红外温升曲线与局放信号,完成多源数据特征的对齐,生成统一的设备运行状态画像,并量化其演化趋势,实现从异常征兆到风险等级的精准映射。

在知识关联阶段,大模型通过构建运维知识图谱与因果图谱,将非结构化台账、检修记录及规程条款转化为可计算的知识。模型自动检索设备历次检修报告,匹配相似案例的处置方案,并结合状态检修导则等进行因果链条的推演,最终输出具有明确依据路径的诊断推理结果。

2.4.2 运行优化协同: 自适应推理与人机共决

电力系统的运行环境复杂多变,既受气象条件、负荷波动等外部扰动的影响,也受到设备老化、网络拓扑调整等内部因素的制约。传统方法在面对多维不确定性时,难以实现实时运行优化与协调。智能运维大模型利用规划推理模块和工具调用模块,实现电网的自适应运行优化,其过程如图 11 所示。在迎峰度夏期间,当城市核心区出现电压波动告警时,大模型基于区域的多维特征图谱,判断电压波动的成因是集中充电负荷的接入,还是空调负荷的急剧增长。针对不同成因,大模型动态组装诊断插件集,分别生成以有序充电激励为核心的治理方案,和以需求响应与无功补偿为主的差异化运维策略。

2.4.3 智能化运检支持: 全流程调

度与作业协同

智能运维不仅体现在诊断与决策环节的提升,更标志着设备运维管理模式的全面智能化。在输电线路突发故障的场景下,智能运维大模型能够基于实时拓扑、地理信息及班组与应急电源位置,实现任务优先级排序、作业路径规划和资源调度的全流程编排。调度方案不仅包括操作步骤、风险防控措施和资源配置策略,还与仿真平台联动,进行电压稳定性和过载风险评估,确保指令的可行性与合规性,其过程如图 12 所示。大模型生成运检建议,并通过自然语言或增强现实(AR)、虚拟现实(VR)等可视化手段引导运维人员进行操作。作业完成后,大模型自动解析现场视频与操作记录,依据标准流程进行量化比对与质量评估,同时将有效经验沉淀至知识库,实现运检流程的闭环优化与持续迭代。

3 面临的挑战与解决思路

3.1 数据层面

数据资源已成为制约大模型能力上限的核心因素,其重要性在基础模型时代被进一步放大^[74]。早期自然语言处理任务主要依赖人工标注数据进行监督学习,受限于标注成本高、领域覆盖有限及一致性难以保证等问题,模型规模与泛化能力受到显著约束。随着以 Transformer 为基础架构的预训练范式的兴起,自监督学习逐渐成为主流,通

过在大规模无标注语料上构建语言建模目标,使模型能够从数据分布中自动学习通用语义与结构表示^[75]。在这一过程中,从BERT到GPT系列,再到LLaMA及GPT-4等大模型的发展表明,模型性能与训练数据的规模、质量及多样性之间呈现出显著的正相关关系^[76]。

在电力智能运维领域,这一数据瓶颈问题更为突出且复杂。一方面,公开可用语料主要集中于通用文本,而电力运维关键数据(如设备检修记录、故障录波数据、SCADA运行数据)受限于安全性与隐私约束,获取难度较高;另一方面,电力系统状态感知涉及文本、红外图像、超声信号与巡检视频等多模态异构数据,其在数据结构、采样频率与质量分布上的高度不一致性,使得模型难以实现统一的语义表征与可靠推理,从而易引发事实偏差与幻觉问题。

针对上述问题,电力大模型的发展需围绕多模态数据治理与领域知识融合展开。在数据层面,通过多模态对齐与预处理方法,增强跨模态语义一致性,降低冗余信息与噪声对模型学习过程的干扰;在知识层面,结合领域自监督学习与知识图谱建模,引入电力设备语义关联约束,以提升模型对复杂运维知识的理解与表达能力;在数据生成层面,融合数字孪生与自监督学习机制构建高质量合成样本,以缓解故障数据稀缺问题并提升模型的泛化能力^[77]。

3.2 架构算法层面

基于Transformer架构的大模型由于其固有的黑箱特性,推理过程不可追溯、无法解释,与电力系统高可靠性、强约束性及可解释性的需求之间存在冲突。特别是在电力设备故障诊断、状态评估与运行控制等关键应用场景中,模型输出不仅需具备高精度,还必须严格满足电磁学、热学及能量守恒等基本物理定律,并提供可验证、可复现与可计算的推理依据。现有方法如知识图谱增强、检索增强生成及特征归因分析等,主要通过外部知识补充或后验解释提升模型可用性,但本质上仍属于外部约束机制,尚未实现与电力系统物理规律在模型架构层面的深度融合。因此,这类方法难以从根本上抑制大模型幻觉现象,并保障推理结果的物理一致性^[78]。

从物理机制看,电力设备运行状态演化与故障发展过程本质上受多物理场耦合机制、设备拓扑约束及运行边界条件共同支配,具有显著的因果性、守恒性与确定性特征。若模型推理过程未引入上述物理先验,即使在历史数据拟合层面表现良好,仍可能生成违背基本物理规律的结论。针对上述问题,研究者开始探索物理机理与大模型融合的不同路径。江秀臣等^[79]提出基于类DeepSeek范式的电力装备故障诊断方法,通过在模型结构、损失函数及生成链路中系统性嵌入物理约束,实现数据驱动与物理规则的协同推理。董旭柱团队提出基于Trans-DeepSeek与RAG融

合的方法,将电力通信协议解析与转换任务统一建模为大模型驱动的字段分类与报文生成问题,从而实现多类型电力协议的自适应互转^[80]。

3.3 算力层面

电力设备智能运维场景中,大模型训练与推理面临显著算力瓶颈。一方面,复杂设备状态监测与智能运维通常依赖多源数据融合,如SCADA实时量测、录波波形及历史运维日志。处理高维度、多模态数据的大模型,往往需要百GB级存储和千万亿次浮点运算每秒(PFLOPS)级的算力支撑,而边缘侧装置普遍难以满足这一条件^[81]。另一方面,尽管云端集中式部署可缓解边缘算力不足,但推理延迟和通信耦合问题严重制约了电力运维的实时性。在大规模新能源并网和跨区域电网运行中,集中式云端还可能在高并发状态估计与调度请求下出现排队阻塞,甚至因异常请求或恶意攻击导致的云端服务中断,从而引发系统性失稳风险。

针对上述挑战,电力领域逐渐形成了云-边-端三级协同架构的解决思路:云端负责全局模型训练、知识蒸馏与统一优化;边缘节点承担区域范围的快速推理与故障定位;终端设备运行压缩的轻量化子模型,实现设备级的实时监测。南方电网的云边融合调度实践表明,通过云端全局优化与边缘快速协同,可有效缓解终端算力不足问题,提升新能源消纳能力并增强电网的运行安

全裕度。

动态量化技术可根据设备运行状态与任务需求对模型进行精度压缩,以适配输电线路巡检等资源受限场景;知识蒸馏可将复杂模型简化为轻量化模型,适合部署在风电机组叶片振动监测或配网状态评估等终端设备中^[82];绿色计算框架通过低功耗硬件和节能策略降低数据中心及边缘节点能耗,实现运维算力体系的可持续发展。

3.4 多场景适配层面

电力设备智能运维涵盖变电站巡检、输电线路监测及发电设备维护等典型场景。不同场景对大模型能力的需求差异显著,不仅涉及多模态信号的解析,还要求大模型针对多样化设备与运维任务进行定制优化。电力多场景适配挑战并不仅限于任务本身的异质性,还受到动态环境约束与接口兼容性的共同制约。

变电站巡检依赖高精度图像识别,而风电机组维护则侧重振动与声学时序信号的解析,此类任务难以通过单一模型实现直接泛化。极端恶劣条件进一步放大了模型适应性问题,在极端气象条件下进行线路覆冰监测时,噪声干扰易导致诊断精度下降。与此同时,受限于边缘设备算力,多源复杂任务的并行处理往往引发过载风险,从而削弱系统的鲁棒性。在大模型系统集成兼容性方面,不同厂商设备接口与通信协议存在显著差异,如巡检机器人应用程序编程

接口服务（API）与电网调度系统协议的不一致，往往导致插件集成失败。缺乏统一标准化框架不仅加剧了跨厂商环境下的兼容冲突，也增加了系统集成与运维的成本。在智能电网场景中，这类问题尤为突出，甚至可能造成运维中断或部署受阻。

面向上述挑战，需要多层次的解决思路。在任务异质性应对方面，形成大模型中枢结合小模型插件的协同架构，由大模型完成全局推理，小模型插件针对特定任务进行精细诊断^[83]。文献[84]提出面向储能电站的大小模型协同智能维护框架，将专用领域小模型的精确计算能力与大模型的认知推理、知识整合及交互功能相结合，实现更精准、高效的运维。在集成兼容性优化方面，可进一步探索 AI-native 协议与动态插件的深度集成，实现无缝跨场景运维，从而显著提升智能运维体系的灵活性、兼容性与工程可行性，推动大模型从静态适配向智能自适应转型。

4 结论

电力设备智能运维是新型电力系统建设的重要环节，运维大模型不仅代表着技术的升级，更是推动电力数字化、智能化转型的重要里程碑。本文探讨了大模型在电力设备智能运维领域中的关键支撑技术与框架设计，深入剖析了其应用实践面临的挑战，并提出了针对性的技术发展路径，为新型电力系统数智化赋能提供技术参考。

（1）电力设备智能运维大模型的核心在于认知基座与协同应用范式的融合构建。认知基座侧重于通过指令集微调与知识嵌入增强，建立模型对电力设备运行机理、故障机理及多源数据特征的深度认知；协同应用范式依托思维链-工具链推理机制，对观测感知、记忆检索、规划推理与执行响应等任务流程进行整体统筹与动态调度。这种融合实现了从多模态状态感知到自主推理决策的全链路支撑，构建兼具数据智能、感知智能、认知智能与决策智能的大模型运维框架。

（2）尽管设备智能运维大模型具有巨大发展潜力，但其应用实践面临数据、算法、算力与场景适配等多方面挑战。应着力发展私有化部署与语义重构技术，构建面向电力领域的多模态特征表示学习框架，提升大模型对专业模式的理解与推理能力，探索神经-符号混合架构，将电力专业知识以知识图谱、符号规则显式注入模型，构建大模型中枢结合小模型插件的协同体系，优化大模型在多场景应用的灵活适配。

（3）大模型技术正在重塑电力设备智能运维的底层逻辑，推动行业向机器认知主导、人类智慧协同的人机协同新范式演进。技术突破的核心价值不仅体现在性能指标的持续优化，更在于让大模型真正成为理解电力系统运行规律、洞察设备运行状态、引领运维模式革新的智能化基座。

表1 主流电力领域大模型核心参数

Table 1 Core parameters of mainstream large models in the power industry

模型	发布	研发主体	参数量/ 10 ⁹	应用
盘古大模型	2023	华为	>72	聚焦电力交易与智慧能源，负荷预测准确率达到97.5%以上，边缘推理响应时间低于100 ms
PowerPulse	2023	文献[62]	7	面向交互式查询与决策支持任务，支持公开电力文本问答基准测试
大瓦特天璇	2023	南方电网	>100	用于调度运行与智能运维场景，调度知识对齐程度显著提升，并支持边缘量化部署
eGridGPT	2024	文献[63]	>7	面向电网调度与数字孪生交互应用，为轻量化调度决策与数字孪生场景提供适配能力
锦书	2024	中广核	72	在核电运维场景中，专业检索Top-5，召回率超过95%，满足核电安全运维需求
盘古矿山	2024	山东能源	72	聚焦矿山与电力设备监测融合应用，有效提升安全生产告警准确率
ThinkLabs Copilot	2024	通用电气	>100	构建运维 Copilot 系统，支持跨区域电网运维问答与故障辅助处置，显著提升运维效率
清鹏智能能源模型	2024	清鹏智能	>100	应用于能源交易与设备管理任务，电价预测准确率较传统方法提升约3%
文心电力模型	2024	百度	>100	面向故障预测与巡检报告生成任务，增强设备异常识别与文本生成能力
羚羊能源大模型	2024	科大讯飞	>100	服务于能源客服与数据分析场景，意图识别准确率显著提升，优化客服响应效率
光明大模型	2024	国家电网	>100	面向调度、规划与客服一体化场景，供电方案生成效率提升7倍，决策响应时间缩短至1 min
电力调度智慧大脑	2024	阿里云	>100	聚焦电力系统负荷预测与故障处置任务，区域电网负荷预测精度达到行业领先水平
擎源大模型	2025	国家能源	>100	覆盖火电、水电及新能源全链条，实现发电设备预测性维护应用，可降低发电成本约0.3%
CyberwILM	2025	中能拾贝	>100	面向知识管理与智能运维场景，问答准确率显著提升，设备缺陷检索效率与精度同步优化
Grid-Agent	2025	文献[64]	>7	聚焦多智能体协同控制任务，完成电网多智能体协同调度仿真验证，具备基础协同决策能力
曦谋决策模型	2025	曦谋智能	>100	电力交易策略优化，提升电力市场交易收益水平，适配动态电力市场环境
西清能源模型	2025	西清能源	>100	电力系统管理任务，实现电网运行与设备管理知识协同，提升系统整体智能化水平
朗新能源模型	2025	朗新科技	>100	聚焦新能源消纳与交易优化策略，提升新能源消纳率，为电力现货市场交易提供决策支持
PowerGPT	2026	文献[65]	7	电力巡检多模态基础模型，覆盖70种电力安全场景，支持设备缺陷识别、异常行为检测等

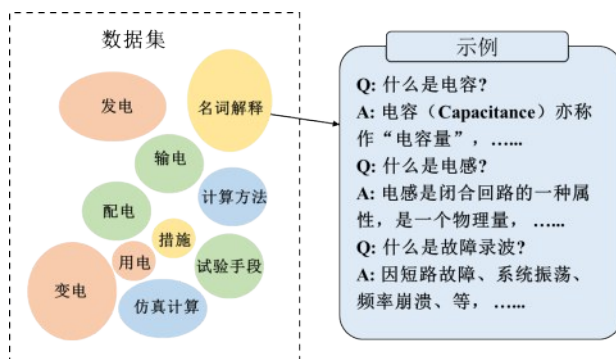


图5 指令化训练数据

Fig. 5 Instruction-based training data

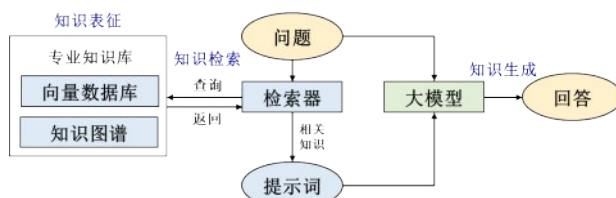


图6 检索增强生成技术

Fig. 6 Retrieval-augmented generation technology

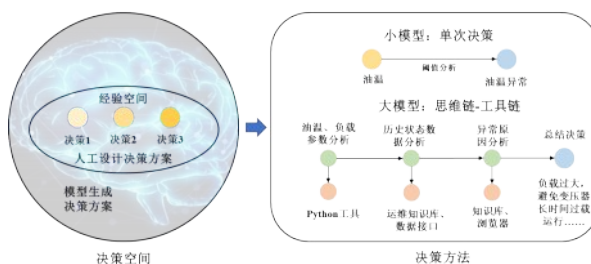


图7 思维链-工具链技术

Fig. 7 Thought chain-tool chain technology

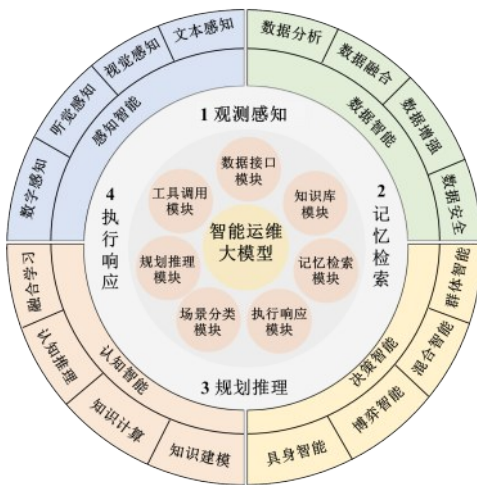


图8 电力设备智能运维大模型框架

Fig. 8 Large language model framework for intelligent operation and maintenance of power equipment

表2 模块功能解析

Table 2 Module function analysis

运行流程	模块	具体功能
观测感知	知识库	构建电力设备全生命周期知识图谱，涵盖变压器、断路器等设备的故障案例库、设备参数库、运维规程库，支持向量化检索与动态知识更新，为状态评估和决策提供支撑。
	数据接口	支持多源异构的数据接入，实现多模态监测数据的特征提取与向量映射，内置数据清洗、时间序列对齐及归一化处理。
记忆检索	记忆检索	建立设备数字孪生档案，存储历史缺陷记录、家族性缺陷特征、专家处置经验，采用时序数据库与知识图谱混合存储，支持基于设备编码的缺陷模式匹配与相似案例检索。
规划推理	工具调用	集成电力专用工具链，包括负荷预测算法、局部放电模式识别、设备健康指数计算模块及知识图谱推理模块等。
	场景分类	按风险等级（紧急、重大、一般）和设备类型（输变电一次设备、二次装置）构建差异化感知策略，动态生成特巡周期与监测参数权重。
	规划推理	基于设备全景信息模型，结合运行方式、气象环境因子进行多维状态推演，生成检修策略优化方案。
执行响应	执行响应	输出符合电力安全规程的标准化处置方案（含停电范围、风险预控措施）。

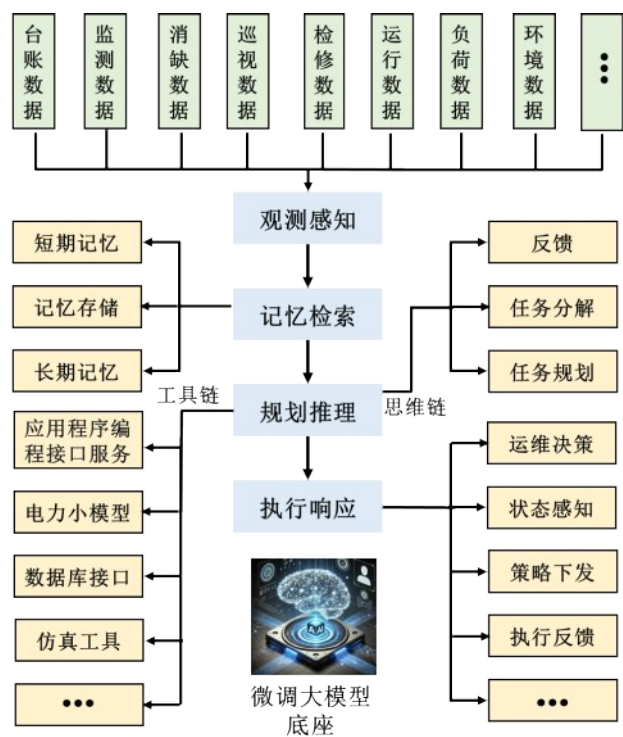


图9 智能运维大模型的运行流程

Fig. 9 Operation process of intelligent operation and maintenance large model



图 10 智能运维大模型的全域数据驱动

Fig. 10 Global data-driven of intelligent operation and maintenance large model

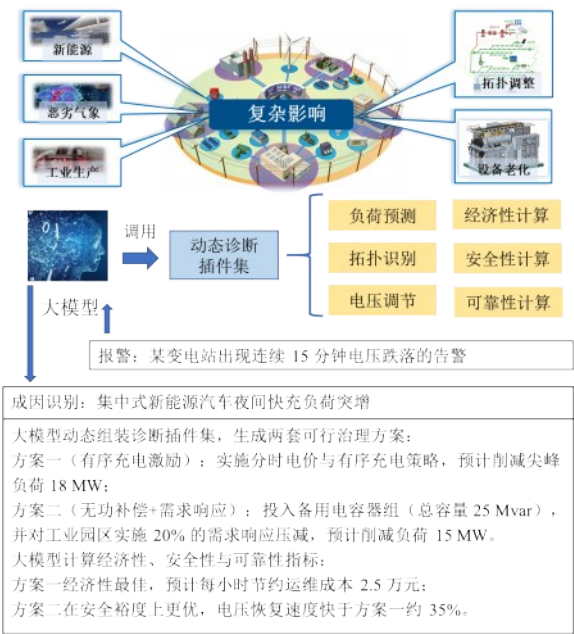


图 11 智能运维大模型的运行优化协同

Fig. 11 Operation optimization collaboration of intelligent operation and maintenance large model



图 12 智能运维大模型的智能化运检支持

Fig. 12 Intelligent operation and inspection of intelligent operation and maintenance large model

参考文献

[1] 中共中央国务院. 中共中央国务院关于完整准确全面贯彻新发展理念做好碳达峰碳中和工作的意见[EB/OL]. 北京: 新华社, 2021.

The State Council of the People’s Republic of China. Opinions on thoroughly, accurately, and comprehensively implementing the new development philosophy and achieving carbon peaking and carbon neutrality [EB/OL]. Beijing, China: Xinhua News Agency, 2021.

[2] 国家能源局. 新型电力系统发展蓝皮书[R]. 北京: 国家能源局, 2023.

National Energy Administration. Blue Book on the Development of New Power Systems[R]. Beijing: National Energy Administration, 2023.

[3] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(08): 2806-2818.

ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(08): 2806-2818.

[4] 盛戈皞, 钱勇, 罗林根, 等. 面向新型电力系统的数字化电力设备关键技术及其发展趋势[J]. 高电压技术, 2023, 49(05): 1765-1778.

SHENG Gehao, QIAN Yong, LUO Linggen, et al. Key Technologies and Development Trends of Digital Power Equipment for New Type Power System[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(05): 1765-1778.

[5] 谢小荣, 贺静波, 毛航银, 等. “双高”电力系统稳定性的新问题及分类探讨[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(02): 461-475.

XIE Xiaorong, HE Jingbo, MAO Hanyin, et al. New Problems and Classification of Stability in "Dual-High" Power Systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(02): 461-475.

- [6] 江秀臣, 许永鹏, 李曜丞, 等. 新型电力系统背景下的输变电数字化转型[J]. 高压技术, 2022, 48(01): 1-10.
JIANG Xiuchen, XU Yongpeng, LI Yaocheng, et al. Digital Transformation of Power Transmission and Transformation Under the Background of New Power System[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(01): 1-10.
- [7] 中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要滚动新闻, 中国政府网[EB/OL], 2024.
Rolling News on the Outline of the 14th Five-Year Plan for National Economic and Social Development and the Long-Range Objectives Through the Year 2035 of the People's Republic of China, The Chinese Government [EB/OL], 2024.
- [8] ACHIAM J. Adler S, AGARWAL S, et al. GPT-4 technical report. arXiv: 2303.08774, 2023.
- [9] ANIL R, DAI A M, FIRAT O, et al. PaLM 2 technical report[J]. arXiv: 2305.10403, 2023.
- [10] KATIKAPALLI Subramanyam Kalyan, AJIT Rajasekharan, Sivanesan Sangeetha. AMMUS: A Survey of Transformer-based Pretrained Models in Natural Language Processing. arXiv:2108.05542, 2021.
- [11] DAI Damai, DENG Chengqi, ZHAO Chenggang, et al. DeepSeekMoE: Towards Ultimate Expert Specialization in Mixture-of-Experts Language Models. arXiv:2401.06066, 2024.
- [12] 任海玉, 刘建平, 王健, 等. 基于大语言模型的智能问答系统研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(07): 1-24.
REN Haiyu, LIU Jianping, WANG Jian, et al. Research on Intelligent Question Answering System Based on Large Language Model: A Survey[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(07): 1-24.
- [13] 王合庆, 魏杰, 景红雨, 等. Meta-RAG: 基于元数据驱动的电力领域检索增强生成框架[J]. 计算机工程, 2026, 52(02): 383-392.
WANG Heqing, WEI Jie, JING Hongyu, et al. Meta-RAG: A Metadata-Driven Retrieval Augmented Generation Framework for the Power Industry [J]. Computer Engineering, 2026, 52(02): 383-392.
- [14] 阮子禅, 包宏宇, 王文君. 多模态大语言模型应用于工业数据分类分级的初步研究与思考[J]. 工业信息安全, 2024, (06): 43-52.
RUAN Zichan, BAO Hongyu, WANG Wenjun. An Initial Investigation on Applying Multi-modal Large Language Model on Industrial Data Classification and Grading[J]. Industry Information Security, 2024, (06): 43-52.
- [15] 马超, 李武峰, 陈羽飞, 等. ChatGPT类大语言模型赋能电力标准数字化转型的核心技术、技术特征及应用展望[J/OL]. 高压技术, 2025, 51(04): 1727-1746.
MA Chao, LI Wufeng, CHEN Yufei, et al. The Core Technologies, Technical Characteristics, and Application Prospects of ChatGPT Class Big Language Models on the Digital Transformation of Standards in Electric Power Field[J/OL]. High Voltage Engineering, 2025, 51(04): 1727-1746.
- [16] 丁俐夫, 陈颖, 肖谭南, 等. 基于大语言模型的新型电力系统生成式智能应用模式初探[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(19): 1-13.
DING Lifu, CHEN Ying, XIAO Tannan, et al. Exploration of Generative Intelligent

- Application Mode for New Power Systems Based on Large Language Models [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(19): 1-13(in Chinese).
- [17] YAN Z M, XU Y. Real-time optimal power flow with linguistics stipulations: integrating GPT-agent and deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(2): 4747-4750.
- [18] 于硕, 王司宇, 王超, 类 ChatGPT 大语言模型在电力系统中的应用前景[J]. 电气时代, 2023(10):50-53.
- YU Shuo, WANG Siyu, WANG Chao, et al. Application prospect of ChatGPT-like large language model in power system [J]. Electric Age, 2023 (10): 50-53.
- [19] 赵俊华, 文福拴, 黄建伟, 等. 基于大语言模型的电力系统通用人工智能展望: 理论与应用[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(06): 13-28.
- ZHAO Junhua, WEN Fushuan, HUANG Jianwei, et al. Preliminary research on generalized artificial intelligence for power system based on large language modeling: theory and applications [J/OL]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(06): 13-28.
- [20] 高宁, 张冠军, 严璋. 变电站高压电气设备绝缘诊断专家系统的开发[J]. 西安交通大学学报, 1996, (11): 82-87.
- GAO Ning, ZHANG Guanjin, YAN Zhang. Application of Expert System for Insulation Diagnosis of High Voltage Electrical Equipment in Substation[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1996, (11): 82-87.
- [21] 杨莉, 周跃峰, 尚勇, 等. 变压器故障诊断专家系统中的基于面向对象层次分类模型[J]. 高压电器, 1999, (03):15-17+48.
- YANG Li, ZHOU Yueyong, SHANG Yong, et al. Object-Oriented Hierarchical Classification Model in Transformer Fault Diagnosis Expert System[J]. High Voltage Apparatus, 1999, (03):15-17+48.
- [22] 蒲天骄, 乔骥, 韩笑, 等. 人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(02): 369-383.
- PU Tianjiao, QIAO Ji, HAN Xiao, et al. Research and Application of Artificial Intelligence in Operation and Maintenance for Power Equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(02): 369-383.
- [23] 刘云鹏, 许自强, 李刚, 等. 人工智能驱动的数据分析技术在电力变压器状态检修中的应用综述[J]. 高电压技术, 2019, 45(02):337-348.
- LIU Yunpeng, XU Ziqiang, LI Gang, et al. Review on Applications of Artificial Intelligence Driven Data Analysis Technology in Condition Based Maintenance of Power Transformers[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(02):337-348
- [24] 盛戈皞, 钱勇, 罗林根, 等. 面向新型电力系统的电力设备运行维护关键技术及其应用展望[J]. 高电压技术, 2021, 47(09): 3072-3084.
- SHENG Gehao, QIAN Yong, LUO Linggen, et al. Key Technologies and Application Prospects for Operation and Maintenance of Power Equipment in New Type Power System[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(09):3072-3084.
- [25] 蒲天骄, 赵琦, 王新迎. 电力人工智能技术研究框架、应用现状及展望[J]. 电网技术, 2025, 49(05):1751-1770.
- PU Tianjiao, ZHAO Qi, WANG Xinying. Technology Framework, Application Status and Prospects on Electric Power Artificial Intelligence

- cial Intelligence[J]. Power System Technology, 2025, 49(05):1751-1770.
- [26] 李旭斌, 田付强, 郭亦可. 新型电力系统中电力设备健康管理及智能运维关键技术探究[J]. 电网技术, 2023, 47(09): 3710-3727.
- LI Xubin, TIAN Fuqiang, GUO Yike. Key Technologies for Health Management and Intelligent Operation and Maintenance of Power Equipment in New Power Systems [J]. Power System Technology, 2023, 47(09):3710-3727(in Chinese).
- [27] 范士雄, 赵泽宁, 郭剑波, 等. 数据驱动的电力系统暂态稳定评估方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2024,44(09):3408-3429.
- FAN Shixiong, ZHAO Zening, GUO Jianbo, et al. Review on Data-driven Power System Transient Stability Assessment Technology[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(09):3408-3429.
- [28] 韩富佳, 王晓辉, 乔骥, 等. 基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8569-8592.
- HAN Fujia, WANG Xiaohui, QIAO Ji, et al. Review on Artificial Intelligence Based Load Forecasting Research for the New-type Power System[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8569-8592.
- [29] 唐文虎, 牛哲文, 赵柏宁, 等. 数据驱动的人工智能技术在电力设备状态分析中的研究与应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(09): 2985-2999.
- TANG Wenhui, NIU Zhewen, ZHAO Boning, et al. Research and Application of Data-driven Artificial Intelligence Technology for Condition Analysis of Power Equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(09): 2985-2999.
- [30] 李刚, 张博, 赵文清, 等. 电力设备状态评估中的数据科学问题: 挑战与展望[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(21):10-20+177.
- LI Gang, ZHANG Bo, ZHAO Wenqing, et al. Data Science Issues in State Evaluation of Power Equipment: Challenges and Prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(21): 10-20+177.
- [31] 江秀臣, 盛戈倬. 电力设备状态大数据分析的研究和应用[J]. 高电压技术, 2018,44(04): 1041-1050.
- JIANG Xiuchen, SHENG Gehao. Research and Application of Big Data Analysis of Power Equipment Condition[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(04): 1041-1050.
- [32] 莫娟, 王雪, 董明, 等. 基于粗糙集理论的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2004, (07): 166-171.
- MO Juan, WANG Xue, DONG Ming, et al. Diagnostic Model of Insulation Faults in Power Equipment Based on Rough Set Theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, (07):166 - 171.
- [33] 徐尧宇, 李元, 王怡静, 等. 信息缺失下变压器状态预警方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(09): 3062-3069.
- XU Yaoyu, LI Yuan, WANG Yijing, et al. Early-warning Methods of Transformer Conditions Under Information Deficiency [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(09): 3062-3069.
- [34] TANG W H, SPURGEON K, Wu Q H, et al. An Evidential Reasoning Approach to Transformer Condition Assessments[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(4): 1696 - 1703.
- [35] Zhang Y, Ding X, Liu Y, et al. An Artificial Neural Network Approach to Trans-

- former Fault Diagnosis[J]. IEEE Power Engineering Review, 1996,16(10):55 - 55.
- [36] 曲岳晗, 赵洪山, 马利波, 等. 多深度神经网络综合的电力变压器故障识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23): 8223-8231.
- QU Yuehan, ZHAO Hongshan, MA Libo, et al. Multi-depth Neural Network Synthesis Method for Power Transformer Fault Identification[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23):8223 - 8231.
- [37] 李刚, 于长海, 刘云鹏, 等. 电力变压器故障预测与健康管: 挑战与展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(23):156 - 167.
- LI Gang, YU Changhai, LIU Yunpeng, et al. Challenges and Prospects of Fault Prognostic and Health Management for Power Transformer[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(23): 156 - 167.
- [38] 陈翔宇, 罗烽, 胡军, 等. 新一代智能变电站变电设备状态评估大数据分析应用展望[J]. 电力信息与通信技术, 2016, 14(08): 46-51.
- CHEN Xiangyu, LUO Yi, HU Jun, et al. The Prospect for Big Data Mining Application of Substation Equipment Condition Assessment in New Generation Smart Substation[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2016, 14(08): 46-51.
- [39] 任建强, 王璐阳, 吴家浩, 等. 基于情景构建与推演的新能源电力设备运行风险评估[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2022, 62(10): 1571-1578.
- REN Jianqiang, WANG Luyang, WU Jiahao, et al. Operating risk assessments of new energy power equipment based on scenario construction and deduction[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2022, 62(10): 1571-1578.
- [40] 徐凯, 梁志坚, 张懿议, 等. 基于GoogLeNet Inception-V3模型的电力设备图像识别[J]. 高压电器, 2020, 56(09): 129-135+143.
- XU Kai, LIANG Zhijian, ZHANG Yiyi, et al. Image Recognition of Electric Equipment Based on GoogLeNet Inception-V3 Model[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(09): 129-135+143.
- [41] 蒋逸雯, 李黎, 李智威, 等. 基于深度语义学习的电力变压器运维文本信息挖掘方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(14): 4162-4171.
- JIANG Yiwen, LI Li, LI Zhiwei, et al. An information mining method of power transformer operation and maintenance texts based on deep semantic learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4162-4171.
- [42] 李元, 李睿, 林金山, 等. 基于字词混用集成模型的电力变压器缺陷记录文本挖掘方法[J]. 电力工程技术, 2024, 43(06): 153-162.
- LI Yuan, LI Rui, LIN Jinshan, et al. Character-word level ensemble integrated model for power transformer defect recording text mining method [J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(06): 153-162.
- [43] NELWAMONDO F V, MOHAMED S, Marwala T. Missing Data: A Comparison of Neural Network and Expectation Maximisation Techniques[J]. Current Science, 2007, 93(11): 1 - 24.
- [44] ZHANG S, OMER A M, TAO N, et al. Swin transformer network leveraging multi-dimensional features for defect

- depth prediction[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2024, 139: 105288.
- [45] DAENENS S, VERSTRAETEN T, DAEMS P J, et al. Spatio-temporal graph neural networks for power prediction in offshore wind farms using scada data[J]. *Wind Energy Science Discussions*, 2025, 10(6): 1137-1152.
- [46] HA V N, YOUN Y W, Choi H S, et al. Self-Supervised Asynchronous Federated Learning for Diagnosing Partial Discharge in Gas-Insulated Switchgear[J]. *Energies*, 2025, 18(12): 3078.
- [47] 潘云鹤. 人工智能走向 2.0[J]. *工程(英文)*, 2016, 2(04):51-61.
PAN Yunhe, Heading toward artificial intelligence 2.0[J]. *Engineering*, 2016, 2(04): 51-61(in Chinese).
- [48] 谢庆, 王春鑫, 李帆, 等. 知识及数据驱动的电力一次设备健康管理方法综述[J]. *高电压技术*, 2024, 50(02): 605-620.
XIE Qing, WANG Chunxin, LI Fan, et al. Review of Knowledge and Data-driven Primary Equipment Health Management Methods[J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(02): 605-620.
- [49] 马润泽, 王龙响, 余佳文, 等. 考虑历史缺陷文本信息的断路器状态评价研究[J]. *机电工程*, 2015, 32(10): 1375-1379.
MA Runze, WANG Longxiang, YU Jiawen, et al. Circuit breakers' condition evaluation considering the information in historical defect texts[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2015, 32(10): 1375-1379.
- [50] 李刚, 李银强, 王洪涛, 等. 电力设备健康管理知识图谱: 基本概念、关键技术及研究进展[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(3): 1-13.
- LI Gang, LI Yingxiang, WANG Hongtao, et al. Knowledge graph of power equipment health management: basic concepts, key technologies and research progress[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(3): 1-13.
- [51] WANG C, CHEN Z, ZHANG Z, et al. Power Transformer Fault Prediction Based on Knowledge Graphs[J]. *arXiv: 2402.07283*, 2024.
- [52] YU Z, ZHOU J, WANG Q, et al. Construction of knowledge graph for gas polyethylene pipelines based on ALBERT-BiGRU-CRF[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(01): 25002.
- [53] LI W, LIU X, WANG W, et al. Dynamic Fault Analysis in Substations Based on Knowledge Graphs[J]. *arXiv: 2311.13708*, 2023.
- [54] 车万翔, 窦志成, 冯岩松, 等. 大模型时代的自然语言处理:挑战、机遇与发展[J]. *中国科学:信息科学*, 2023, 53(09): 1645-1687.
CHE Wanxiang, DOU Zhicheng, FENG Yansong, et al. Natural Language Processing in the Large Model Era: Challenges, Opportunities and Development[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2023, 53(09): 1645-1687.
- [55] 胡伟, 邹江, 胡耀蓉, 等. 基于华为盘古大模型的光伏场站智能运维系统设计与实现[J]. *电工技术*, 2024, (23): 122-126.
HU Wei, ZOU Jiang, HU Yaorong, et al. Design and implementation of intelligent operation and maintenance system for photovoltaic power stations based on Huawei Pangu model[J]. *Electric Engineering*, 2024, (23): 122-126.
- [56] 孙秋野, 张瑞霞, 陈东岳. 大模型技术赋

- 能电力系统的应用及技术路线展望[J/OL]. 电力系统自动化, 1-22 [2026-05-10].
- SUN Qiuye, ZHANG Ruixia, CHEN Dongyue. Application and route prospect of empowering power systems with large language models[J/OL]. Automation of Electric Power Systems, 1-22 [2026-05-10].
- [57] 杨浩蓝, 刘友波, 李争博, 等. 新型配电系统运行专用大模型关键技术展望[J/OL]. 中国电机工程学报, 1-23 [2026-05-10].
- YANG Haolan, LIU Youbo, LI Zhengbo, et al. Key technologies of specialized large language model for operation of next-era distribution system: a prospective study[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 1-23 [2026-05-10].
- [58] 王飞跃. 我国生成式人工智能的发展现状与趋势[J]. 中国信息界, 2025, (02): 1-6.
- WANG Feiyue. The Current Development Status and Trends of Generative Artificial Intelligence in China[J]. Information China, 2025, (02): 1-6.
- [59] 王红茹, 宋杰. “AI+” 改变千行百业[J]. 中国经济周刊, 2025, (13): 8-17.
- WANG Hongru, SONG Jie. AI+ Transforming Thousands of Industries[J]. China Economic Weekly, 2025, (13): 8-17.
- [60] 李鹏, 余涛, 李立涅, 等. 电力人工智能的演变与展望——从专业智能走向通用智能[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(16): 1-17.
- LI Peng, YU Tao, LI Liying, et al. Retro-spect and prospect of artificial intelligence for electric power system—from domain intelligence to general intelligence[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(16): 1-17.
- [61] 陈晓红, 傅文润, 刘朝明, 等. 人工智能大模型在电力设备运维场景中的应用探讨[J]. 中国工程科学, 2025, 27(01): 180-192.
- CHEN Xiaohong, FU Wenrun, LIU Chaoming, et al. Application of Artificial intelligence large language model in power equipment operation and maintenance[J]. Strategic Study of CAE, 2025, 27(01): 180-192.
- [62] YIN C, DU K, NONG Q, et al. Power-Pulse: Power energy chat model with LLaMA model fine-tuned on Chinese and power sector domain knowledge. Expert Systems, 2024, 41(3), e13513.
- [63] CHOI S, JAIN R, EMAMI P, et al. eGridGPT: Trustworthy AI in the Control Room[R]. National Renewable Energy Laboratory, 2024.
- [64] ZHANG Y, SABER A M, YOUSSEF A, KUNDUR D. Grid-Agent: An LLM-Powered Multi-Agent System for Power Grid Control[R/OL]. arXiv: 2508.05702, 2025.
- [65] ZHONG Yangyang, LUO Pengxin, YAN Yunfeng, et al. PowerGPT: A multimodal foundation model for power inspection[J]. Applied Soft Computing, 2026, 186: 113939.
- [66] STEPHEN H. Bach, VICTOR Sanh, YONG Zhengxin, et al. PromptSource: An Integrated Development Environment and Repository for Natural Language Prompts[J]. arXiv: 2202. 01279, 2022.
- [67] 李莉, 时榕良, 郭旭, 等. 融合大模型与图神经网络的电力设备缺陷诊断[J]. 计算机科学与探索, 2024, 18(10): 2643-2655.
- LI Li, SHI Rongliang, GUO Xu, et al. Diagnosis of Power System Defects by

- Large Language Models and Graph Neural Networks[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2024, 18(10): 2643-2655.
- [68] YE Z, QI D, Liu H, et al. IHGR-RAG: An Enhanced Retrieval-Augmented Generation Framework for Accurate and Interpretable Power Equipment Condition Assessment[J]. Electronics, 2025, 14(16): 3284.
- [69] LIU Y, ZHOU Y, LIU Y, et al. Intelligent fault diagnosis for CNC through the integration of large language models and domain knowledge graphs[J]. Engineering, 2025, 53: 311-322.
- [70] ALAWADHI S, ABBAS N. Optimizing Retrieval-Augmented Generation for Electrical Engineering: A Case Study on ABB Circuit Breakers[J]. arXiv: 2505.17520, 2025.
- [71] 蔡睿, 葛军, 孙哲, 等. AI预训练大模型发展综述[J]. 小型微型计算机系统, 2024, 45(10): 2327-2337.
- CAI Rui, GE Jun, SUN Zhe, et al. Overview of the Development of AI Pre-trained Large Models[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2024, 45(10): 2327-2337.
- [72] WEI J, WANG X Z, SCHUURMANS D, et al. Chain of thought prompting elicits reasoning in large language models [EB/OL]. arXiv: 2201.11903, 2023.
- [73] WANG X Z, WEI J, SCHUURMANS D, et al. Self-consistency improves chain of thought reasoning in language models [EB/OL]. arXiv: 2203.11171, 2023.
- [74] 李舟军, 范宇, 吴贤杰. 面向自然语言处理的预训练技术研究综述[J]. 计算机科学, 2020, 47(03): 162-173.
- LI Zhoujun, FAN Yu, WU Xianjie. A Survey of Pre-trained Technology Research for Natural Language Processing[J]. Computer Science, 2020, 47(03): 162-173.
- [75] 秦涛, 杜尚恒, 常元元, 等. ChatGPT的工作原理、关键技术及未来发展趋势[J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(01): 1-12.
- QIN Tao, DU Shangheng, CHANG Yuan-yuan, et al. Working Principle, Key Technologies and Future Development Trends of ChatGPT[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(01): 1-12.
- [76] 任磊, 王海腾, 董家宝, 等. 工业大模型: 体系架构、关键技术与典型应用[J]. 中国科学: 信息科学, 2024, 54(11): 2606-2622.
- REN Lei, WANG Haiteng, DONG Jiabao, et al. Industrial Large Models: Architecture, Key Technologies and Typical Applications[J]. Scientia Sinica Informationis, 2024, 54(11): 2606-2622.
- [77] ZHONG D, XIA Z, ZHU Y, et al. Overview of predictive maintenance based on digital twin technology[J]. Heliyon, 2023, 9(4): e14534.
- [78] 林金山, 李元, 方茅莹, 等. 电力变压器故障诊断多智能体大模型构建与应用[J]. 西安交通大学学报, 2025, 59(10): 22-31.
- LIN Jinshan, LI Yuan, FANG Qixuan, et al. Large Multi-Agent Model for Power Transformer Fault Diagnostic and Preliminary Application[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2025, 59(10): 22-31.
- [79] 江秀臣, 臧奕茗, 谢子恒, 等. 类DeepSeek范式在电力装备故障诊断中的应用模式[J]. 高电压技术, 2025, 51(08): 4006-4021.
- JIANG Xiuchen, ZANG Yiming, XIE Ziheng, et al. Application Mode of DeepSeek-like Paradigm in Fault Diagnosis of Power Equipment[J]. High Voltage

- Engineering, 2025, 51(08): 4006-4021.
- [80] 张嘉鑫, 王波, 董旭柱, 等. 面向新型配电系统的通信模型互译大模型 Trans-DeepSeek[J/OL]. 电力系统自动化, 1-16 [2026-05-08].
- ZHANG Jiaxin, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Trans-DeepSeek: A Large Model for Mutual Translation of Communication Models Oriented to New Distribution Systems[J/OL]. Automation of Electric Power Systems, 1-16 [2026-05-08].
- [81] PARIKH P P, SIDHU T S, SHAMI A. A comprehensive investigation of wireless LAN for IEC 61850 - based smart distribution substation applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2012, 9(3): 1466-1476.
- [82] YAO Q, FANG F, CHEN Y, et al. AI Large Models for Power System: A Survey and Outlook[J]. IET Smart Energy Systems, 2025, 1(01): 3-21.
- [83] LUO H, LIU Y, ZHANG R, et al. Toward Edge General Intelligence with Multiple-Large Language Model (Multi-LLM): Architecture, Trust, and Orchestration[J]. arXiv:2507.00672, 2025.
- [84] YUAN X, HUANG Q, GUO M, et al. Towards Next-Generation Intelligent Maintenance: Collaborative Fusion of Large and Small Models[J]. arXiv:2506.05854, 2025.