

大模型在电力行业的应用与挑战

严新荣^{1,2}, 高翔¹, 林达², 郑建², 游源², 陶志伟², 吴昊², 丁正桃²

(1. 浙江大学能源工程学院, 浙江省 杭州市 310007;

2. 华电电力科学研究院有限公司, 浙江省 杭州市 310030)

Application and Challenges of Large Models in Power Industry

YAN Xinrong^{1,2}, GAO Xiang¹, LIN Da², ZHENG Jian², YOU Yuan², TAO Zhiwei², WU Hao², DING Zhengtao²

(1. College of Energy Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310007, Zhejiang Province, China;

2. Huadian Electric Power Research Institute Co., Ltd., Hangzhou 310030, Zhejiang Province, China)

摘要:【目的】随着可再生能源接入日益增多, 新型电力系统的复杂性大大增强, 电力行业需要基于更大规模的多源数据融合、更复杂的分析决策, 并通过更智能化的手段提高系统的灵活性和适应性。以大语言模型为代表的大模型因其强大的自然语言处理能力及其在多种复杂任务中的推理能力而受到极大关注。基于此, 从大语言模型在电力行业应用的实现技术出发, 归纳总结相关成果, 为后续大模型技术应用提供借鉴。【方法】首先, 介绍了大语言模型应用落地的关键技术, 包括提示词工程、检索增强生成、模型微调和智能体开发, 这些技术确保大语言模型在实际应用中更准确实用, 拓宽了应用场景。其次, 介绍了大语言模型在电力知识服务、电力辅助决策、设备故障诊断、电力系统预测等领域应用的研究进展。最后, 分析了大语言模型在电力行业应用的挑战。【结论】大模型在电力行业的应用主要集中在以大语言模型为基础的场景且较为成熟, 而基于多模态大模型、时序大模型及大小模型协同的更复杂场景的应用仍处于探索和快速发展阶段。

关键词: 电力行业; 新型电力系统; 人工智能(AI); 大语言模型; 知识服务; 辅助决策; 故障诊断; 预测

ABSTRACT: [Objectives] With the growing integration of renewable energy, the complexity of new power system has significantly increased. The power industry requires the integration of large-scale multi-source data, more complex analysis and decision-making processes, and more intelligent approaches to enhance system flexibility and adaptability. Large models represented by large language models have attracted significant attention due to their robust natural language processing capabilities and reasoning abilities across

various complex tasks. Based on this, the study reviews implementation technologies for applying large language models in the power industry and summarizes relevant achievements to inform future applications. [Methods] Firstly, key technologies for implementing large language models are introduced, including prompt engineering, retrieval-augmented generation, model fine-tuning, and the development of intelligent agents. These technologies enhance the accuracy and practicality of large language models in real-world applications and broaden their range of use cases. Secondly, the study outlines the research progress of large language models in areas such as power knowledge services, assisted decision-making, equipment fault diagnosis, and power system prediction. Lastly, the challenges in applying large language models in the power industry are analyzed. [Conclusions] The application of large models in the power industry is currently focused on the scenarios based on large language models, which are relatively mature. In contrast, applications involving multimodal models, time-series models, and large-small model collaboration remain in the exploratory and rapidly evolving stage.

KEY WORDS: power industry; new power system; artificial intelligence (AI); large language model; knowledge services; assisted decision-making; fault diagnosis; prediction

0 引言

近年来人工智能(artificial intelligence, AI)技术爆发式发展, 逐渐成为推动全球各个产业加速发展的重要动力^[1-3]。AI技术发展历史可追溯至20世纪50年代, 以图灵测试为起点。从20世纪60年代专家系统和启发式算法兴起直至21世纪初深度学习技术突破, 大数据和计算能力提升, AI

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFB4206500)。

Project Supported by National Key Research and Development Program of China (2024YFB4206500).

进入新的快速发展期。特别是2017年带有自注意力机制和多头注意力机制的Transformer模型^[4]的提出,为生成式人工智能(AI generated content, AIGC)领域带来了新的突破和发展机遇。到2022年,随着Transformer等神经网络架构持续演进,AIGC也迎来了关键发展拐点,以闭源商用ChatGPT^[5-7]和开源Llama模型^[8-9]为代表的生成式大语言模型(large language model, LLM),不仅在消费领域引起了广泛关注,更将各行业的智能化应用提升到了新的高度。而2024年深度求索公司推出的一系列基于混合专家模型架构的DeepSeek模型^[10-11]在保证模型性能的同时,大幅度降低了模型训练和推理成本。与此同时,多模态大模型、时序大模型的快速发展也大大拓宽了大模型行业应用的范围。

随着电力行业对可再生能源的依赖性日益增强,电力系统的复杂性和开放性日益加剧^[12]。在发电行业,基于大模型的人工智能技术同样展现出巨大潜力,既有运行维护、智慧诊断、功率预测等应用,又有智能安防、机器人运维等场景,共同实现智慧巡检、安全生产等目标。虽然大模型技术发展迅速,但其在发电行业的落地应用仍存在诸多挑战。未来大模型技术必将在发电行业发挥不可或缺的作用,成为推动产业转型升级的强大引擎,为我国能源事业的可持续发展注入新的动力。

基于此,本文从LLM应用的关键实现技术出发,归纳总结相关研究成果,并从电力知识服务、电力辅助决策、设备故障诊断、电力系统预测等层面介绍LLM在电力行业重点领域的应用情况。最后,根据电力行业的特点,分析LLM应用面临的挑战,为后续大模型技术应用的研究方向和项目落地提供参考。

1 LLM应用的实现技术

1.1 概述

提示词工程(prompt engineering)、检索增强生成(retrieval augmented generation, RAG)、微调(fine-tuning)、智能体(agent)开发作为LLM在发电行业应用的关键技术,发挥了重要作用并展现出独有特点。LLM通过上述应用技术优化性能,强

化模型能力,实现在电力行业垂直落地应用,如图1所示。提示词工程是LLM应用的基础。RAG能够优化LLM在电力专业领域的上下文内容,通过快速检索并整合电力行业专业知识库中的相关信息,为发电系统的故障诊断、发电预测等任务应用提供精确答案。微调技术能够提高LLM处理电力行业特定领域问题的能力,通过发电行业数据集对模型进行针对性训练,使其更好地适应发电行业的特定场景和需求。智能体作为LLM的实例化应用,通过对这些技术的综合应用,提高电力系统数据、软件和工具之间的交互。

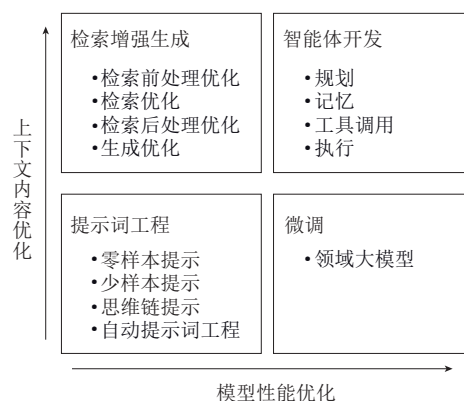


图1 LLM应用的实现技术

Fig. 1 Implementation technologies for LLM application

1.2 提示词工程

提示词工程通过设计精准的提示,使LLM能够准确理解特定电力领域的问题,提高模型的响应质量和效率。2019年,随着GPT-2的发布,通过使用自然语言前缀或提示词来引发LLM进行特定响应的想法逐渐出现。文献[7]研究发现,通过给予模型适当的上下文或指令,可以显著提升其性能。2021年,“提示词工程”这个术语首次出现^[13]。文献[14-15]研究表明,通过应用特定的提示原则,可显著提高模型输出的质量和准确性。这些原则涵盖了提示设计的多个方面,从结构、清晰度到内容、语言风格。提示词框架是一种通用的设计理念,它为不同类型的提示词工程技术提供了结构化的指导。提示词工程的相关技术主要包括零样本提示(zero-shot prompting)、少样本提示(few-shot prompting)、思维链提示(chain-of-thought prompting)等。

零样本提示和少样本提示是提示词工程的基础

础。零样本提示通过精心设计的自然语言描述,使模型无需具体示例就能执行新任务,特点在于极大地扩展了模型的应用场景^[16]。少样本提示则提供几个输入-输出示例,帮助模型快速适应新任务,特点是提高了模型在特定任务上的准确性和泛化能力。

思维链提示则是对前两者的扩展和优化。这种技术通过提供推理步骤,引导模型进行更复杂的逻辑推理,特点是增强了模型在处理需要深度思考任务时的能力^[17]。后续还发展出思维树提示(tree-of-thoughts prompting)^[18]、思维图提示(graph-of-thought prompting)^[19]等技术,它们通过不同的提示策略,优化模型的响应质量和鲁棒性。

上述提示词工程技术虽然能够大幅度提高LLM的生成效果,但是通过人工设计的提示词依然需要消耗大量时间且难以获得稳定的效果。2022年,自动提示词工程(automatic prompt engineering)技术应运而生^[20],其使用LLM作为黑盒优化问题的解决方案来生成和搜索候选解,通过自动化的手段优化提示词设计,提升大模型生成的效果。

1.3 RAG

尽管LLM在语义理解和生成等方面表现出色,但它们无法融入实时或特定领域的知识,特别是在处理专业化程度较高领域的问题时,“幻觉”现象往往难以避免^[21-22]。这一局限性促使研究人员探索缓解该现象的各种方法,包括优化训练数据和微调模型等^[23-24]。而将外部知识快速整合到LLM中的方法,即RAG的概念由Facebook AI研究团队于2020年提出^[25]。RAG模型结合了检索机制和LLM生成能力,以克服传统LLM的局限性。

RAG流程基本架构如图2所示,主要由检索器(retriever)和生成器(generator)2个模块组成。检索器负责搜索数据库、文档和知识来源,检索与输入相关的信息和证据,从而支持生成器生成上下文相关的更准确文本。生成器主要功能是利用LLM,将检索到的信息整合到生成的提示词文本中,从而确保大模型生成的文本既准确又符合上下文要求。

对RAG的改进方法都是在上述基本框架下进行,如图3所示。在检索过程之前的优化主要通

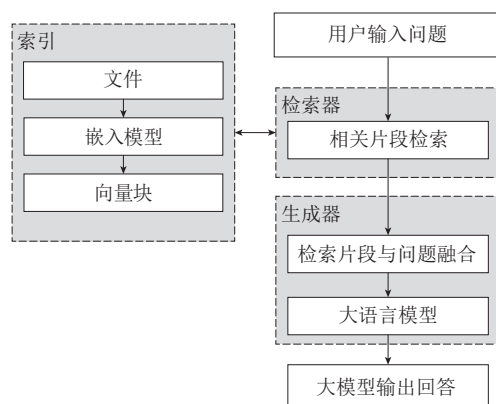


图2 RAG流程基本架构

Fig. 2 Basic architecture of RAG process

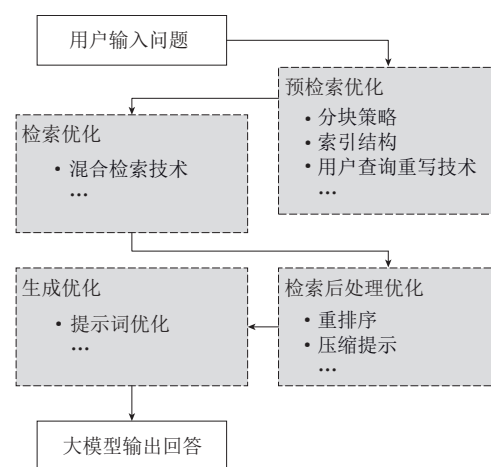


图3 RAG流程改进框架

Fig. 3 Improved framework of RAG process

过合适的分块策略(chunking strategy)^[26]、索引结构(index structures)优化、用户查询重写(query rewriting)技术^[27]等手段来提高被索引内容的质量,降低索引难度。混合检索(hybrid retrieval)技术^[28]则是在检索阶段进行优化。检索完成之后,将其与用户输入问题有效集成为新的提示词至关重要。检索后处理优化主要通过重排序(rerank)模型^[29-30]将相关性高的信息片段前置,通过压缩提示(prompt compression)技术^[31]将检索信息中不重要的词元(tokens)进行过滤,来保证高质量相关信息提供给下一阶段的大模型生成。在生成阶段,则主要是通过提示词的改进方法来实现优化效果。整个RAG流程通过上述多种不同优化方法和技术手段,最终提高RAG系统生成准确性。

1.4 模型微调

通用LLM通常使用从互联网上收集包含多种

主题和领域的数据集进行预训练，能够理解和生成与人类语言相似的表达，适用于多种任务和场景。在电力行业应用，特别是在专业性较强的决策辅助领域，通用LLM往往难以满足要求，需要在通用大模型基础上构建领域模型。领域模型是指将预训练的LLM针对特定领域的数据进行进一步的微调训练和优化，以提高其在该领域任务上的性能和适应性^[32]。

大模型微调技术可分为全面微调和参数高效微调。参数高效微调只调整部分模型参数，以提升模型在特定任务上的表现，包括LoRA^[33]、QLoRA^[34]、P-Tuning^[35-36]等多种方法。参数高效微调因其相较于全面微调在计算资源占用方面的优势^[37]而得到广泛发展和应用。

虽然领域模型微调相较于其他大模型应用技术手段成本较高，但这却是在特定领域内提高应用效果最有效的方法。在发电行业，LLM的领域模型微调对于应用垂直落地具有关键作用，可以提高任务性能、增强模型适应性、实现定制化服务等^[38-39]。

1.5 LLM智能体

LLM智能体通过使用LLM作为推理引擎来执行复杂任务的方式重塑了智能体系统。相较于传统智能体依赖人工预定义的规则或知识库，在特定封闭领域内执行确定性任务^[40]，LLM智能体大大提高了任务执行的灵活性和任务扩展的泛化能力。目前，LLM智能体虽然没有固定的智能体设计范式，但是其核心模块基本都包括规划(planning)、记忆(memory)、工具调用(tool use)和执行(action)，而LLM充当“大脑”角色，如图4所示。

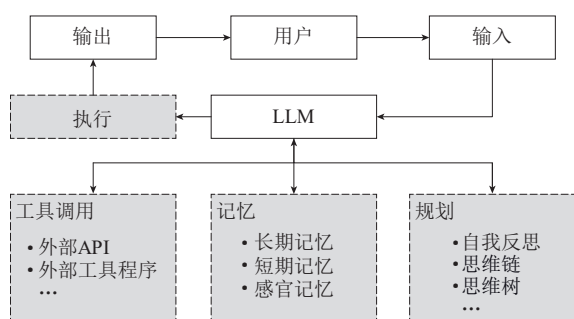


图4 智能体设计范式

Fig. 4 Intelligent agent design paradigm

规划模块通常用于用户的任务理解及拆分规划，其实现技术不仅包括提示词工程中的思维链和思维树^[41]，还包括自我反思(self reflection)能力的实现。文献[42]通过ReAct提示词使得智能体不断优化改进决策。记忆模块则模仿人脑构建感官记忆、短期记忆和长期记忆。工具调用模块通过调用外部API、外部工具程序来扩展智能体的信息源，提升模型本身的决策和执行能力^[43]。随着模型上下文协议(model context protocol, MCP)的出现，LLM能够以标准化、更安全高效的方式与外部数据源和工具进行交互，极大地促进了LLM智能体的互操作性和灵活性^[44-45]。

多智能体协作(multi-agent collaboration)是指多个具备高级认知能力的智能体协同完成复杂任务^[46]。这些智能体通过有效沟通、共享信息与资源实现优势互补，提升整体工作效率。在多智能体系统中，每个智能体都能独立学习与决策，同时遵循协作策略，共同解决环境中的动态问题。

在大模型应用中，智能体扮演着核心角色。首先，智能体作为模型与用户之间的接口，能够理解用户需求并作出响应，提供个性化服务，智能体通过持续学习和适应，能够提高模型的准确性和效率，优化用户体验；其次，智能体在复杂决策场景中发挥决策支持作用，辅助人类作出更合理的决策；最后，智能体有助于实现模型的自动化和智能化，降低运营成本，推动技术在各行业的广泛应用。智能体在大模型应用中提升了交互性、智能性和实用性，是连接技术与用户的关键桥梁。

2 LLM在电力行业的应用

传统人工智能在电力行业的应用已深入覆盖了发、变、输、配、用的全场景，通过智能化技术提升了各环节的效率与可靠性。传统人工智能依赖手工特征工程和结构化数据，在电力行业全场景应用都已取得显著的效果，但难以应对日益复杂的新型电力领域的开放场景应用^[47]。LLM在电力行业的应用尚处于起步阶段，但因其具备逻辑推理、跨任务泛化能力，已展现出显著的潜力。LLM因其为生成式模型特点，在发、变、输、

配、用环节中主要应用于电力知识服务、电力辅助决策、设备故障诊断、电力系统预测等方面。LLM 能够理解和生成人类语言，从而有效地解析技术文档、操作手册、维修记录和客户反馈等非结构化文本数据。在通用 LLM 的基础上进行微调，并通过提示词工程、RAG 等技术结合外部工具构建大模型智能体应用，在特定领域取得了令人瞩目的成果。

2.1 电力知识服务

电力知识服务主要通过大模型驱动构建电力知识问答与自动出题培训系统，覆盖设备运维、安全规程、故障处理等场景的知识，显著提升运维人员技能熟练度与应急响应能力。相较于传统电力知识服务，大模型的应用能够动态更新知识体系、精准定位薄弱环节，有效降低人为操作风险，保障电力系统稳定运行，同时助力电力企业构建高效、安全的数字化人才培养体系，支撑新型电力系统建设与行业技术迭代。知识服务应用的技术路线如图 5 所示。

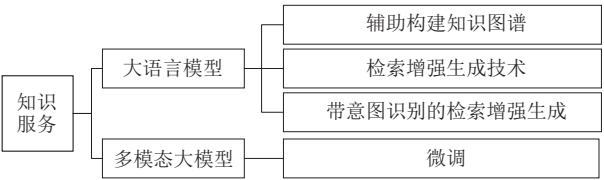


图 5 知识服务应用的技术路线
Fig. 5 Technical route for knowledge service applications

在实际应用中，通过构建知识图谱^[48-53]或融合检索增强生成技术^[51,53-55]都能显著提升应用效果。其中，文献[51]提出了 ELPGPT 方法(基于 LLM 增强电气设备知识图谱中的链接预测)来优化知识图谱构建。文献[50,53]则是在用户问题的意图识别和知识库查询匹配之间进行了优化。文献[56]基于 LLAVA V1.5-13B 构建了包括输电、变电、运维等场景的电力视觉问答大模型 PowerGPT，其训练数据包括 22 万幅电力图像和 80 万条高质量电力问答对的多模态数据。最近华电电力科学研究院发布了发电领域首个全专业多场景应用的技术监督智能助手，通过构建发电行业全专业多场景的知识库，并结合 RAG 技术、智能体编排技术构建，使得技术监督智能助手核心功能全面提升。其主

要功能覆盖技术监督专业问答、个性化培训出题、问题清单与整改措施生成等，正重塑技术监督工作范式。华电技术监督智能助手问答准确率达到 96%，标准查询与出题准确率接近 100%^[57]。

2.2 电力辅助决策

电力辅助决策应用主要以实时运行数据分析为基础，利用大语言模型生成决策和规划建议，如图 6 所示，相较于传统方式在大模型的应用，其在多个方面实现了显著的提升和改进，具备更强的自适应能力和智能化水平，能够整合多源信息进行更全面的综合分析。

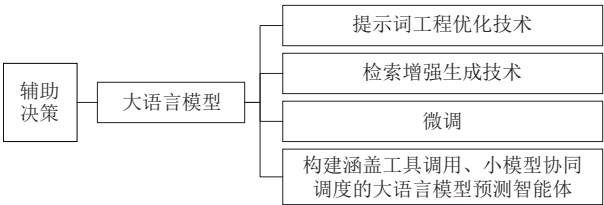


图 6 辅助决策应用的技术路线
Fig. 6 Technical route for application in assisted decision-making

文献[58]建立了用于离岸风电操作与维护工作安全监控的框架，该框架基于风电知识图谱、微调的 Llama2 模型和额外的安全过滤层构建智能体，通过读取监控与数据采集(supervisory control and data acquisition, SCADA)报警数据输出风电的操作推荐与维护规划。文献[59-60]直接通过风机的 SCADA 数据进行设备状态预测和分析，利用 LLM 生成信息丰富的警报数据，提供维护策略，并测试 LLM 用于生成应用于风力涡轮机的运维建议的可行性。文献[61]通过基于“报警-维护措施”数据进行微调后的 LLM 来检测和过滤警报系统中报警，并生成更安全的维修行动建议。文献[62]采用一种基于大小模型的混合流程，用于识别和分类导致核电站低功率停机的初始事件。混合流程整合了基于机器学习模式的停机初始事件预筛选和基于 LLM 的停机初始事件分类 2 个阶段，在非停机的初始事件检测和停机的初始事件分类上都表现出卓越的性能。

2.3 设备故障诊断

电力设备故障诊断和缺陷检测对于电力行业意义重大，其作用在于提前发现并处理故障，可

以防止设备性能进一步恶化，减少突发性事故，保障设备稳定运行。但是在故障诊断和缺陷检测中，场景的复杂性和缺陷的多样性对人工识别缺陷提出了挑战。运用大语言模型、预测大模型和多模态大模型可以实现对电力系统状态的深度理解和预测，如图7所示。

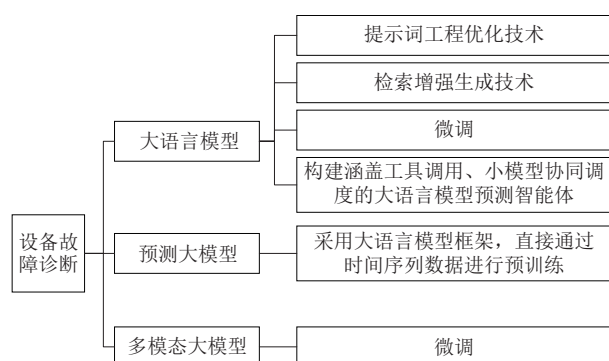


图7 故障诊断应用的技术路线

Fig. 7 Technical route for application in fault diagnosis

在运用LLM方面，主要通过一种或多种LLM应用的实现技术提高其在专业领域的性能。文献[49]基于微调后的LLM模型，通过特定的提示词对设备故障运维数据自动识别并构建知识图谱三元组。文献[63]基于检索增强生成技术构建机械故障诊断问答系统，该系统先对问题进行筛选，通过层次性引导提示分层获取信息，再通过构建整合提示词拼接输出结果。文献[64]采用大小模型结合方式处理设备日志文本数据，生成电力设备故障诊断结果，其中模糊逻辑语言提供了一个结构化的框架来处理不精确信息，而LLM则提供了对故障相关的文本数据的深入理解，最终结果通过加权平均算法融合输出。文献[65]提出了一种用于特高压直流输电系统中同步调相机故障预测的增强框架，该框架将LLM与优化的小波包变换相结合，以提高诊断准确性。

在运用大模型方面，文献[66]使用SCADA系统的运行数据和警报数据，并结合维护记录进行分析和处理，基于Transformer的无监督深度学习模型来预测风机绝缘栅双极型晶体管(insulated gate bipolar transistor, IGBT)模块的故障，能够在故障发生前大约4.25个月预测实验结果。

在运用多模态大模型方面，由于电力行业的

特殊性，其普遍需要通过微调或直接预训练提高大模型在专业领域的表现。文献[67]通过构建数据集，采用两阶段训练策略，在相对较低的成本下训练出Power-LLaVA多模态大模型，用于电力输电线缺陷检查。文献[68]通过一个微调的多模态大模型，构建基于电力设备缺陷图像和现场描述的设备缺陷识别系统。该系统使用YOLOv8创建了多模态电力缺陷检测的数据集，通过整合LoRA和Q-Former方法进行模型微调，增强了视觉和语义特征的提取，并使视觉和语义信息对齐。文献[69]首次将LLM应用于故障瞬态识别，提出了一个新颖的多模态文本-时间序列学习框架，该框架包括自监督学习的预训练阶段和零样本分类故障瞬态识别阶段。在预训练过程中，该框架利用LLM学习文本数据来捕捉核电站的瞬态知识，利用时间序列编码器来捕捉瞬态的时间依赖性。在零样本分类过程中，该框架利用预训练模型有效地识别实际核电站的故障瞬态。此外，针对特定类型故障识别，LLM的应用也能在数据缺乏的情况下显著降低误报率。

LLM的应用能够自动识别复杂模式和异常情况，减少对专业人员的依赖性，降低误报率。它们还能在数据稀疏的情况下保持较高的预测性能，增强对早期缺陷的预警能力。此外，多模态模型的引入使得检测过程更加全面，能够从不同角度分析数据，提高解决问题的多样性。总体来说，这些先进的模型在提升检测速度、减少人力成本和增强系统可靠性等方面具有显著效果。

2.4 电力系统预测

电力系统准确预测对于电力系统的稳定运行和高效管理至关重要，有助于实现能源系统的供需平衡、支持决策和优化调度。传统电力系统预测应用包括功率预测、负荷预测和能源价格预测等方向，基于预测结果能够进一步指导运行优化，保障电力稳定供应，对于实现可持续能源发展也具有重要意义。LLM在电力系统预测方面的应用主要集中在功率预测和负荷预测。

在功率预测方面，文献[70]通过GPT智能体解释天气的语言描述，准备训练数据。通过GPT智能体数据训练2层XGBoost模型进行光伏功率

预测。此外，GPT 智能体还可以给出天气预测与光伏功率输出的相关性原因，提供光伏预测的可解释性。文献[71-74]均使用 Transformer 架构模型进行发电功率预测，其中文献[72]还将预测结果与门控循环单元(gate recurrent unit, GRU)、深度神经网络(deep neural network, DNN)模型进行对比分析，结果表明，Transformer 模型具有更好的风机发电功率预测能力和稳定性。

在负荷预测方面，文献[75-78]通过引入数据建模方法，将负荷的序列数据转换为适合 LLM 训练的自然语言数据以进行模型训练。其中，文献[76]还通过数据增强策略以减轻 LLM 在预测结果中的“幻觉”影响。文献[79-82]则是通过改进 Transformer 架构，直接基于时间序列数据进行模型训练。其中，文献[81]引入了一种参数高效微调策略，以应对训练 LLM 时的计算挑战，同时保持其准确性。文献[82]通过开发新的上下文模块、N 空间变换模块改进 Transformer 架构，弥补语言数据和电力数据之间的差异问题。

无论是功率预测模型还是负荷预测模型，根据其在设计和训练方式上的不同，大致可分为 4 种技术路线，如图 8 所示。第一种是通过将文本数据转换为数字向量来实现预测。第二种是文本数据训练模型，它通过将时间序列数据转换为文本数据来实现预测。第三种是采用 LLM 框架，但直接在大量时间序列数据上进行预训练。第四种是构建涵盖工具调用、小模型协同调度的 LLM 预测智能体，如文献[83]基于微调后能源预测大模型，并整合特定的任务和知识，结合函数调用等

模块构建人机交互的 AI 辅助能源预测系统，不仅可以用于负荷、光伏和风力发电的时间序列预测，还能够提供预测前后的决策支持。

在电力系统预测方面，相关应用主要利用了 LLM 处理长序列数据和捕捉复杂模式的能力。相较于传统人工智能模型，大模型的优势在于能够自动提取数据特征，理解上下文信息，以及更好地处理非线性关系。这使得大模型在预测精度、泛化能力和适应新数据方面表现更优，减少了人工特征工程的需求，提高了预测的准确性和效率。

3 LLM在电力行业应用的挑战

尽管 LLM 具有很强的能力，在电力行业应用前景广阔，但是在实际部署应用中仍面临数据隐私、模型复杂性和行业专业知识等挑战，需要进一步开展技术创新和行业合作。

3.1 LLM安全层面挑战

在安全性方面，尽管 LLM 具有众多优势，但其在日益开放的电力系统中的部署也可能导致潜在的安全威胁，特别是在数据安全和决策稳定性方面^[84-85]，具体如下：

1) 数据隐私。处理电力敏感数据可能会带来数据隐私和安全风险^[86-87]，虽然有一定技术手段可以进行限制，但是攻击者依然可以通过越狱攻击技术^[88]利用 LLM 获取敏感信息，如运营数据、控制策略和安全协议等。

2) 后门攻击。攻击者可以利用 LLM 的开放性接口，通过改变输入或输出数据，使 LLM 产生错误或误导性的信息^[89-91]，从而影响电力系统的稳定性和效率。

3.2 LLM应用层面挑战

在应用层面，电力行业的跨领域融合专业性、实时性强等特点给大模型的应用带来诸多挑战，包括可解释性、数据稀缺性和异质性、系统集成等^[92]，具体如下：

1) 可解释性。能源领域中的许多应用(如设备调度优化和故障诊断)要求人工智能给出的结果具备可解释性，以满足安全性和可靠性标准。LLM 的“黑箱”性质使其在这些领域的应用面临挑战。

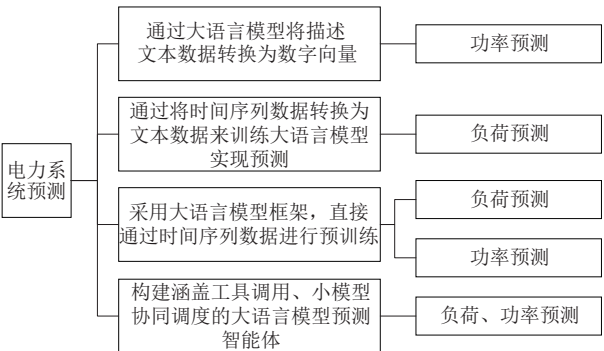


图 8 电力系统预测应用的技术路线

Fig. 8 Technical route for application in power system prediction

2) 数据稀缺性和异质性。能源系统涉及领域特定的术语、操作条件和复杂的工作流程。LLM通常需要进行大量的微调才能处理和理解这些特定的上下文,但是目前电力行业的相关数据往往质量较差且是非结构化的,这使得有效的训练或微调变得更加复杂。

3) 系统集成难度。现有电厂运行所依赖的往往是遗留基础设施和系统。将LLM集成到这些系统中而影响现有运行操作是具有挑战性的,往往需要高额的成本。另外,LLM通常会产生显著的计算延迟,而许多涉及设备操作的应用需要实时或接近实时的决策响应。

3.3 LLM专业领域挑战

由于电力行业在安全可靠层面的要求极为严格,需要确保发电设备安全运行,保障人员生命安全。大模型应用在电力专业领域的挑战主要涉及操作高风险、合规性和责任归属等问题^[93-94]。

1) 操作高风险。在电厂管理等关键系统中的错误可能会导致灾难性的后果,这使得能源行业在采用像LLM这样的前沿技术时较为谨慎。

2) 合规性。能源行业受到严格的监管,LLM必须遵循严格的安全性、可靠性和环境标准,而这些标准可能在预训练的模型中并未涉及。

3) 责任归属。LLM在能源操作中犯错可能会导致代价较高的失误、安全隐患,甚至灾难性故障,如何对由人工智能做出的决策归属责任仍然是一个难题。

4 结论

1) 通过对近年来大模型技术和落地案例进行归纳分析,可知大模型技术在电力行业的应用正逐步深化,为电力行业发展注入了新的活力。目前,电力行业中的大模型应用多集中于自然语言处理技术的直接应用,如智能客服、文档解析、报告生成、知识问答系统。这些应用通过运用提示词工程精准引导复杂任务,通过检索增强生成技术处理实时知识融合并防止出现“幻觉”,通过微调技术解决行业长尾问题,加强LLM在电力领域的知识理解和逻辑推理能力,进一步提升电力企业的运营效率和服务质量。然而,LLM因其很

难直接融合图像、时序数据等多模态信息,在处理设备故障诊断、实时调度优化等复杂电力场景时存在局限性。此外,LLM的应用目前仍面临数据质量、安全性、隐私保护及合规性等挑战。

2) 尽管当前大模型在电力行业的应用仍以LLM为主,但多模态大模型、时序大模型及大小模型协同的应用方式正在快速发展。未来,随着多模态大模型技术成熟,通过融合设备运行数据、监控图像和振动信号等多模态信息,其能够更准确地识别设备故障类型和位置,减少人工巡检成本,突破传统单一数据处理的瓶颈。时序大模型虽然目前在大部分领域的表现和传统时序小模型表现仍有差距,但是其泛化能力强的特点未来在负荷预测、发电预测等方面值得期待,将降低数据标注与训练成本。目前,大小模型协同的应用方式利用传统小模型所需计算资源少、在特定领域计算精度高的特点,能够有效弥补单一大模型应用的不足。未来,随着大小模型间的数据及调用接口逐步标准化,大小模型协同的应用方式将向更智能化的方向推进,为大规模高效应用该技术奠定基础。

3) 随着技术的不断成熟和行业需求的日益明确,大模型技术有望在电力行业发挥更大的作用,助力实现电力系统的智能化、高效化发展。电力企业需要积极布局相关技术研发,探索适合自身需求的模型应用路径,以在数字化转型中抢占先机。

参考文献

- [1] 刘传洋, 吴一全, 刘景景. 无人机航拍图像中绝缘子缺陷检测的深度学习研究方法研究进展[J]. 电工技术学报, 2025, 40(9): 2897-2916.
LIU C Y, WU Y Q, LIU J J. Research progress of deep learning methods for insulator defect detection in UAV based aerial images[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(9): 2897-2916.
- [2] 田华, 张玮, 冯斌, 等. 5G+智慧电厂机器人自主巡检系统设计与开发[J]. 南方能源建设, 2023, 10(6): 34-42.
TIAN H, ZHANG W, FENG B, et al. Design and development of 5G+ robot autonomous patrol inspection system in intelligent power plant[J]. Southern Energy

- Construction, 2023, 10(6): 34-42.
- [3] 康璐, 段玖祥, 张文杰, 等. 基于视觉激光融合的新能源发电智能巡检技术[J]. 电力科技与环保, 2023, 39(2): 173-181.
- KANG L, DUAN J X, ZHANG W J, et al. Research on intelligent inspection technology of new energy power generation based on vision and laser[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2023, 39(2): 173-181.
- [4] 徐涛, 李互刚, 杨龙雨, 等. 注意力机制和多目标粒子群混合驱动的配电网无功优化[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(7): 146-154.
- XU T, LI H G, YANG L Y, et al. Hybrid-driven reactive power optimization for distribution networks driven by attentional mechanisms and multi-objective particle swarms[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(7): 146-154.
- [5] 曹伟, 张莉, 郭静, 等. 基于大语言模型的低碳电力市场发展应用前景[J]. 智慧电力, 2024, 52(2): 8-16.
- CAO Y, ZHANG L, GUO J, et al. Prospects for development of low-carbon electricity markets based on large language models[J]. Smart Power, 2024, 52(2): 8-16.
- [6] 杨至元, 陈晖, 李沛. 基于生成对抗网络和迁移学习的电力碳流耦合特征数据生成与评估[J]. 电力建设, 2024, 45(3): 126-136.
- YANG Z Y, CHEN H, LI P. Acquisition and evaluation of the coupled featuring data of power system and carbon emissions flows using generative adversarial networks and transfer learning method[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(3): 126-136.
- [7] RADFORD A, WU J, CHILD R, et al. Language models are unsupervised multitask learners[J]. OpenAI Blog, 2019, 1(8): 9.
- [8] 徐浩然, 张瑾昀, 马歆, 等. 基于大语言模型的图检索增强生成技术在核电领域的应用与展望[J]. 发电技术, 2025, 46(3): 454-466.
- XU H R, ZHANG J Y, MA X, et al. Applications and prospects of graph retrieval-augmented generation technology based on large language models in the nuclear power field[J]. Power Generation Technology, 2025, 46(3): 454-466.
- [9] DUBEY A, JAHHRI A, PANDEY A, et al. The Llama 3 herd of models[EB/OL]. (2024-11-23)[2025-05-01]. <https://arxiv.org/pdf/2407.21783>.
- [10] LIU A, FENG B, WANG B, et al. DeepSeek-v2: a strong, economical, and efficient mixture-of-experts language model[EB/OL]. (2024-06-19)[2025-05-01]. <https://arxiv.org/pdf/2405.04434>.
- [11] LIU A, FENG B, XUE B, et al. DeepSeek-v3 technical report[EB/OL]. (2025-02-18)[2025-05-01]. <https://arxiv.org/pdf/2412.19437>.
- [12] 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 P, YU T, LI L C, et al. Retrospect 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.
- [13] REYNOLDS L, MCDONELL K. Prompt programming for large language models: beyond the few-shot paradigm [C]//Extended Abstracts of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Yokohama Japan: ACM, 2021: 1-10.
- [14] 张祖菡, 刘敦楠, 凡航, 等. 基于大语言模型的电力系统预测技术研究综述[J]. 发电技术, 2025, 46(3): 438-453.
- ZHANG Z H, LIU D N, FAN H, et al. Review of power system prediction technologies based on large language models[J]. Power Generation Technology, 2025, 46(3): 438-453.
- [15] BSHARAT S M, MYRZAKHAN A, SHEN Z Q. Principled instructions are all you need for questioning LLaMA-1/2, GPT-3.5/4[EB/OL]. (2024-01-18)[2025-05-01]. <https://arxiv.org/pdf/2312.16171>.
- [16] 杨虹, 孟晓凯, 俞华, 等. 基于BERT模型的主设备缺陷诊断方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(7): 155-164.
- YANG H, MENG X K, YU H, et al. Research on primary equipment defect diagnosis method based on the BERT model[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(7): 155-164.
- [17] WEI J, WANG X, SCHUURMANS D, et al. Chain of thought prompting elicits reasoning in large language models[EB/OL]. (2023-01-10)[2025-05-01]. <https://arxiv.org/pdf/2201.11903>.
- [18] YAO S, YU D, ZHAO J, et al. Tree of thoughts: deliberate problem solving with large language models [EB/OL]. (2023-12-03)[2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2305.10601>.
- [19] BESTA M, BLACH N, KUBICEK A, et al. Graph of thoughts: solving elaborate problems with large language models[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2024, 38(16): 17682-17690.
- [20] ZHOU Y C, MURESANU A I, HAN Z W, et al. Large

- language models are human-level prompt engineers[EB/OL]. (2023-03-10) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2211.01910>.
- [21] BANG Y, CAHYAWIJAYA S, LEE N, et al. A multitask, multilingual, multimodal evaluation of ChatGPT on reasoning, hallucination, and interactivity [EB/OL]. (2023-11-28) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2302.04023>.
- [22] CHEN C, LIU K, CHEN Z, et al. INSIDE: LLMs' internal states retain the power of hallucination detection [EB/OL]. (2024-10-21) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2402.03744>.
- [23] ZHOU Y, CUI C, YOON J, et al. Analyzing and mitigating object hallucination in large vision-language model[EB/OL]. (2024-03-16) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2310.00754>.
- [24] LIU F X, LIN K, LI L J, et al. Mitigating hallucination in large multi-modal models via robust instruction tuning[EB/OL]. (2024-03-19) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2306.14565>.
- [25] LEWIS P, PEREZ E, PIKTUS A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks[EB/OL]. (2021-04-12) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2005.11401>.
- [26] JIMENO YEPES A, YOU Y, MILCZEK J, et al. Financial report chunking for effective retrieval augmented generation[EB/OL]. (2024-03-16) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2402.05131>.
- [27] KOO H, KIM M, HWANG S J. Optimizing query generation for enhanced document retrieval in RAG[EB/OL]. (2024-07-17) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2407.12325>.
- [28] SAWARKAR K, MANGAL A, SOLANKI S R. Blended RAG: improving RAG (retriever-augmented generation) accuracy with semantic search and hybrid query-based retrievers[C]//2024 IEEE 7th International Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR). San Jose, CA, USA: IEEE, 2024: 155-161.
- [29] 门业堃, 钱梦迪, 于钊, 等. 基于检索重排序模型的文本差异化研究[J]. 电测与仪表, 2023, 60(1): 57-63.
- MEN Y K, QIAN M D, YU Z, et al. Research of text differentiation based on retrieval reordering model [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(1): 57-63.
- [30] MUENNIGHOFF N. SGPT: GPT sentence embeddings for semantic search[EB/OL]. (2022-08-05) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2202.08904>.
- [31] JIANG H, WU Q, LIN C Y, et al. LLMingua: compressing prompts for accelerated inference of large language models[EB/OL]. (2023-12-06) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2310.05736>.
- [32] LING C, ZHAO X, LU J, et al. Beyond one-model-fits-all: a survey of domain specialization for large language models[EB/OL]. (2024-03-29) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2305.18703>.
- [33] HU E J, SHEN Y, WALLIS P, et al. LoRA: low-rank adaptation of large language models[EB/OL]. (2021-10-16) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2106.09685>.
- [34] DETTMERS T, PAGNONI A, HOLTZMAN A, et al. QLoRA: efficient finetuning of quantized LLMs [EB/OL]. (2021-10-16) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2305.14314>.
- [35] LIU X, ZHENG Y, DU Z, et al. GPT understands, too[J]. AI Open, 2024, 5: 208-215.
- [36] LIU X, JI K, FU Y, et al. P-tuning v2: prompt tuning can be comparable to fine-tuning universally across scales and tasks[EB/OL]. (2022-03-20) [2025-05-01]. <http://arxiv.org/pdf/2110.07602>.
- [37] SHUTTLEWORTH R, ANDREAS J, TORRALBA A, et al. LoRA vs full fine-tuning: an illusion of equivalence[EB/OL]. (2025-06-23) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2410.21228>.
- [38] CHEN Y, LIEBAU U, GURUPRASAD S M, et al. Advancing life cycle assessment of sustainable green hydrogen production using domain-specific fine-tuning by large language models augmentation[J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2024, 6(4): 2494-2514.
- [39] ZHANG J, ZHANG C, LU J, et al. Domain-specific large language models for fault diagnosis of heating, ventilation, and air conditioning systems by labeled-data-supervised fine-tuning[J]. Applied Energy, 2025, 377: 124378.
- [40] 韩信, 邓钰婷, 耿子越, 等. 大规模风电场协调控制架构及算法综述[J]. 电力科学与技术学报, 2025, 40(1): 1-18.
- HAN J, DENG Y T, GENG Z Y, et al. Review of coordinated control architectures and algorithms for large-scale wind farms[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(1): 1-18.
- [41] LIU B, JIANG Y, ZHANG X, et al. LIM+ P: empowering large language models with optimal planning proficiency[EB/OL]. (2023-09-27) [2025-07-

- 01]. <http://arxiv.org/pdf/2304.11477>.
- [42] YAO S, ZHAO J, YU D, et al. ReAct: synergizing reasoning and acting in language models[EB/OL]. (2023-03-09) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2210.03629>.
- [43] LI M, ZHAO Y, YU B, et al. API-bank: a comprehensive benchmark for tool-augmented LLMs [EB/OL]. (2023-10-25) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2304.08244>.
- [44] FEI X, ZHENG X, FENG H. MCP-zero: proactive toolchain construction for LLM agents from scratch[EB/OL]. (2025-06-01) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2506.01056>.
- [45] HOU X, ZHAO Y, WANG S, et al. Model context protocol (MCP): landscape, security threats, and future research directions[EB/OL]. (2025-03-30) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2503.23278>.
- [46] CHENG Y, ZHANG C, ZHANG Z, et al. Exploring large language model based intelligent agents: definitions, methods, and prospects[EB/OL]. (2024-01-07) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2401.03428>.
- [47] 廖美英, 胡列豪, 张勇军, 等. 人工智能技术在发电厂智能化建设中的应用与挑战[J]. 广东电力, 2024, 37(11): 109-119.
- LIAO M Y, HU L H, ZHANG Y J, et al. Applications and challenges of AI technology in power plant intelligent construction[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(11): 109-119.
- [48] 任晓龙, 陈曦, 司恒斌, 等. 基于Neo4j图数据库的电力系统与综合能源系统知识图谱研究[J]. 电力科学与技术学报, 2025, 40(3): 211-221.
- REN X L, CHEN X, SI H B, et al. Power system and comprehensive energy knowledge graph based on Neo4j graph database[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(3): 211-221.
- [49] 张昆, 张永伟, 吴永城, 等. 基于大模型的设备故障知识图谱自动构建方法[J]. 计算机与现代化, 2024(11): 46-53.
- ZHANG K, ZHANG Y W, WU Y C, et al. An LLM-based method for automatic construction of equipment failure knowledge graphs[J]. Computer and Modernization, 2024(11): 46-53.
- [50] 张金营, 王哲峰, 谢华, 等. 基于知识图谱与大语言模型的电力行业知识检索分析系统研发与应用[J]. 中国电力, 2024, 57(12): 198-205.
- ZHANG J Y, WANG Z F, XIE H, et al. Development and application of a knowledge retrieval and analysis system for the power industry based on knowledge graph and large language model[J]. Electric Power, 2024, 57(12): 198-205.
- [51] CHEN L, ZHOU Y, WEI Q, et al. ELPGPT: large language models enhancing link prediction in electrical knowledge graph[J]. International Journal of High Speed Electronics and Systems, 2025, 34: 2540115.
- [52] 李敬如, 李红军, 马良, 等. 基于人工智能的配电网规划技术研究现状与展望[J]. 电力建设, 2025, 46(4): 1-15.
- LI J R, LI H J, MA L, et al. Research status and prospects of distribution network planning technology based on artificial intelligence[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(4): 1-15.
- [53] CHATTERJEE J, DETHLEFS N. Automated question-answering for interactive decision support in operations & maintenance of wind turbines[J]. IEEE Access, 2022, 10: 84710-84737.
- [54] 赵松燕, 曲朝阳, 郭晓利, 等. 基于Map Reduce的输电监测数据智能检索模型[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(22): 177-187.
- ZHAO S Y, QU Z Y, GUO X L, et al. Intelligent retrieval model of power transmission monitoring data based on Map Reduce[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(22): 177-187.
- [55] 孙其航, 荆晓远, 舒磊. 基于检索增强的故障诊断知识问答模型[J]. 广东石油化工学院学报, 2024, 34(4): 100-103.
- SUN Q H, JING X Y, SHU L. Retrieval augmented fault diagnosis knowledge question answering model[J]. Journal of Guangdong University of Petrochemical Technology, 2024, 34(4): 100-103.
- [56] 闫云凤, 陈汐, 金浩远, 等. 基于计算机视觉的电力作业人员行为分析研究现状与展望[J]. 高电压技术, 2024, 50(5): 1842-1854.
- YAN Y F, CHEN X, JIN H Y, et al. Research status and development of computer-vision-based power workers' behavior analysis[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(5): 1842-1854.
- [57] 中国电力报. 发电领域首个! 中国华电重磅发布[N/OL]. (2025-05-29) [2025-07-01]. <https://mp.weixin.qq.com/s/whuGsCOIMes31M4niecoZw>.
- [58] WALKER C, ROTHON C, ASLANSEFAT K, et al. SafeLLM: domain-specific safety monitoring for large language models: a case study of offshore wind maintenance[EB/OL]. (2024-10-06) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2410.10852>.
- [59] CHATTERJEE J, DETHLEFS N. A dual transformer model for intelligent decision support for maintenance of

- wind turbines[C]//2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Glasgow, UK: IEEE, 2020: 1-10.
- [60] FAN Y, SONG T, FENG C, et al. Fine-tuning pre-trained large time series models for prediction of wind turbine SCADA data[EB/OL]. (2024-11-30) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2412.00403>.
- [61] WALKER C, ROTHON C, ASLANSEFAT K, et al. Using large language models to recommend repair actions for offshore wind maintenance[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2024, 2875(1): 012025.
- [62] XIAN M, WANG T, ZHANG S, et al. A knowledge-informed large language model framework for U. S. nuclear power plant shutdown initiating event classification for probabilistic risk assessment[EB/OL]. (2024-09-30) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2410.00929>.
- [63] 任娟, 荆晓远, 于军, 等. 基于大语言模型和提示工程的机械故障诊断问答研究[J]. *信息技术与信息化*, 2024(9): 114-119.
- REN J, JING X Y, YU J, et al. Research on question answering of mechanical fault diagnosis based on large language model and hint engineering[J]. *Information Technology and Informatization*, 2024(9): 114-119.
- [64] XU T, TANG X S. Electrical equipment fault diagnosis: a technique combining fuzzy logic and large language models[C]//2023 IEEE International Symposium on Product Compliance Engineering-Asia (ISPCE-ASIA). Shanghai, China: IEEE, 2023: 1-4.
- [65] ZHANG D, LI S, HONG T, et al. Enhanced fault prediction for synchronous condensers using LLM-optimized wavelet packet transformation[J]. *Electronics*, 2025, 14(2): 308.
- [66] MALDONADO-CORREA J, TORRES-CABRERA J, MARTÍN-MARTÍNEZ S, et al. Wind turbine fault detection based on the transformer model using SCADA data[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2024, 162: 108354.
- [67] WANG J, LI M, LUO H, et al. Power-LLaVA: large language and vision assistant for power transmission line inspection[C]//2024 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE, 2024: 963-969.
- [68] WANG Q, ZHANG J, DU J, et al. A fine-tuned multimodal large model for power defect image-text question-answering[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2024, 18(12): 9191-9203.
- [69] QI B, SUN J, SUI Z, et al. Multimodal learning using large language models to improve transient identification of nuclear power plants[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2024, 177: 105421.
- [70] YAN Z, DU Z, XU Y, et al. Probabilistic PV power forecasting by a multi-modal method using GPT-agent to interpret weather conditions[C]//2024 IEEE 19th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Kristiansand, Norway: IEEE, 2024: 1-6.
- [71] TIAN F, FAN X, WANG R, et al. A power forecasting method for ultra-short-term photovoltaic power generation using transformer model[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022(1): 9421400.
- [72] QU K, SI G, SHAN Z, et al. Short-term forecasting for multiple wind farms based on transformer model[J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 483-490.
- [73] MA D, GAO Y, DAI Q. Lfformer: an improved Transformer model for wind power prediction[J]. *PLoS One*, 2024, 19(10): e0309676.
- [74] WANG L, HE Y, LI L, et al. A novel approach to ultra-short-term multi-step wind power predictions based on encoder-decoder architecture in natural language processing[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 354: 131723.
- [75] JIN M, WANG S, MA L, et al. Time-LLM: time series forecasting by reprogramming large language models[EB/OL]. (2024-01-29) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2310.01728>.
- [76] GAO M, ZHOU S, GU W, et al. LFPLM: a general and flexible load forecasting framework based on pre-trained language model[EB/OL]. (2024-09-03) [2025-07-01]. <http://arxiv.org/pdf/2406.11336>.
- [77] 汤卓凡, 赵希超, 郑庆荣, 等. 一种基于时序大模型的区域空调负荷预测方法及系统: CN119129838A[P]. 2024-12-13.
- TANG Z F, ZHAO X C, ZHENG Q R, et al. A regional air conditioning load forecasting method and system based on time series large model: CN119129838 A[P]. 2024-12-13.
- [78] XUE H, SALIM F D. Utilizing language models for energy load forecasting[EB/OL]. (2023-10-26) [2025-07-01]. <https://arxiv.org/pdf/2310.17788>.
- [79] LIAO W, YANG Z, JIA M, et al. Zero-shot load forecasting with large language models[EB/OL]. (2024-11-18)[2025-07-01]. <https://arxiv.org/pdf/2411.11350>.
- [80] LIAO W, WANG S, YANG D, et al. TimeGPT in load forecasting: a large time series model perspective[J].

- Applied Energy, 2025, 379: 124973.
- [81] LIU G, BAI Y, WEN K, et al. LfLLM: a robust large language model for short-term load forecasting in smart grids[EB/OL]. (2024-12-22)[2025-07-01]. <https://ssrn.com/abstract=5070252>.
- [82] L'HEUREUX A, GROLINGER K, CAPRETZ M A M. Transformer-based model for electrical load forecasting[J]. Energies, 2022, 15(14): 4993.
- [83] QIU Z H, LI C J, WANG Z Y, et al. EF-LLM: energy forecasting LLM with AI-assisted automation, enhanced sparse prediction, hallucination detection[EB/OL]. (2024-12-24)[2025-07-01]. <https://arxiv.org/pdf/2411.00852>.
- [84] RUAN J, LIANG G, ZHAO H, et al. Applying large language models to power systems: potential security threats[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(3): 3333-3336.
- [85] 付志远, 陈思宇, 陈骏帆, 等. 大语言模型安全的挑战与机遇[J]. 信息安全学报, 2024, 9(5): 26-55.
FU Z Y, CHEN S Y, CHEN J F, et al. Challenges and opportunities of large language model security[J]. Journal of Cyber Security, 2024, 9(5): 26-55.
- [86] 何克成, 贾宏杰, 穆云飞, 等. 面向交通-电力融合能源系统的建模技术研究综述[J]. 全球能源互联网, 2023, 6(5): 473-489.
HE K C, JIA H J, MU Y F, et al. A review of modeling approaches for integrated transportation-power energy systems[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2023, 6(5): 473-489.
- [87] KIBRIYA H, KHAN W Z, SIDDIQA A, et al. Privacy issues in large language models: a survey[J]. Computers and Electrical Engineering, 2024, 120: 109698.
- [88] XU Z, LIU F, LIU H. Bag of tricks: benchmarking of jailbreak attacks on LLMs[EB/OL]. (2024-12-24)[2025-07-01]. <https://arxiv.org/pdf/2406.09324>.
- [89] 谢萱萱, 李俊娥, 李福阳, 等. 面向新型电力系统的智能终端后门检测方法[J]. 电力建设, 2024, 45(1): 45-55.
XIE X X, LI J E, LI F Y, et al. A backdoor detection method for intelligent terminal in modern power system[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(1): 45-55.
- [90] YANG H, XIANG K, GE M, et al. A comprehensive overview of backdoor attacks in large language models within communication networks[J]. IEEE Network, 2024, 38(6): 211-218.
- [91] 陈羽飞, 赵琦, 何永君, 等. 人工智能在电力系统中的应用综述[J]. 分布式能源, 2023, 8(6): 49-57.
CHEN Y F, ZHAO Q, HE Y J, et al. An overview of the application of artificial intelligence in power systems[J]. Distributed Energy, 2023, 8(6): 49-57.
- [92] MAJUMDER S, DONG L, DOUDI F, et al. Exploring the capabilities and limitations of large language models in the electric energy sector[J]. Joule, 2024, 8(6): 1544-1549.
- [93] 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(6): 13-28.
ZHAO J H, WEN F S, HUANG J W, et al. Prospect of artificial general intelligence for power systems based on large language model: theory and applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(6): 13-28.
- [94] 李刚, 方鸿, 刘云鹏, 等. 新型电力系统中的大模型驱动技术: 现状、机遇与挑战[J]. 高电压技术, 2024, 50(7): 2864-2878.
LI G, FANG H, LIU Y P, et al. Large-model drive technology in new power system: status, challenges and prospects[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 2864-2878.

收稿日期: 2025-06-04。

修回日期: 2025-07-18。

作者简介:



严新荣

严新荣(1972), 男, 硕士, 正高级工程师, 长期从事能源电力数字化、智能化技术研究, xinrong-yan@chder.com;



高翔

高翔(1968), 男, 博士, 中国工程院院士, 主要研究方向为新型电力系统及人工智能技术等, xgao1@zju.edu.cn;



林达

林达(1990), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为大语言模型技术、知识工程及计算机应用等, da-lin@chder.com;



郑建

郑建(1990), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为大语言模型技术及计算机应用等, jian-zheng@chder.com;



吴昊

吴昊(1994), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为人工智能、大语言模型及计算机应用等, hao-wu@chder.com;



游源

游源(1984), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为大语言模型技术及计算机应用等, yuan-you@chder.com;



丁正桃

丁正桃(1964), 男, 博士, 正高级工程师, 主要研究方向为控制理论及应用、新型电力系统一体化调控及人工智能技术等, zhengtao-ding@chder.com。



陶志伟

陶志伟(1984), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为大语言模型技术及计算机应用等, zhiwei-tao@chder.com;

(责任编辑 尚彩娟)