

电力人工智能的演变与展望

——从专业智能走向通用智能

李鹏¹, 余涛², 李立涅^{2,3}, 张孝顺⁴, 潘振宁², 黄文琦¹, 黄展鸿²

(1. 南方电网新型电力系统(北京)研究院有限公司, 北京市 102209; 2. 华南理工大学电力学院, 广东省广州市 510640; 3. 中国南方电网有限责任公司, 广东省广州市 510623; 4. 东北大学佛山研究生创新学院, 广东省佛山市 528311)

摘要: 新型电力系统快速发展背景下,海量多源异构信息与多类型业务深度耦合,电力系统运行面临着强复杂性、随机性等挑战。同时,加快构建灵活智能的新型电力系统是能源发展的重要战略,亟须形成具备智慧性、自适应性、安全性的电力人工智能技术体系,推动新型电力系统智能化转型发展。文中对电力人工智能技术的演变过程与研究现状进行回顾总结;分析了以预训练多模态大模型为基础的新一代电力人工智能(AI EPS)的技术框架、原理与关键技术方法;提出了电力大模型技术在电力系统感知预测、调控决策与运行规划等场景的应用方案;阐述了基于电力大模型的电力人工智能面临的技术难点与应用瓶颈。最后,对电力通用人工智能技术应用进行了总结与展望。

关键词: 新型电力系统; 人工智能; 大模型; 数据驱动

0 引言

加快构建清洁低碳、安全充裕、经济高效、供需协同、灵活智能的新型电力系统,支撑“双碳”目标的实现,是国家重大战略部署和能源电力行业发展趋势。电力系统的形态、特性和机理将发生深刻改变^[1],呈现出复杂的多元、随机和非线性特征,系统大范围跨域动态平衡问题突出,亟须加快形成智能感知与智能调控体系^[2]。

人工智能(artificial intelligence, AI)技术作为电力智能化的重要支撑,历经多轮理论和技术迭代,现已在电力系统感知、预测、分析、调控等各领域得到长足的研究与应用,总体形成了“以人为主、以机器为辅”的运行模式^[3]。但是,传统AI存在诸多制约瓶颈,存在大量“不好用、不敢用”现象。首先,现有AI多为特定业务和场景的定制化建模和训练,样本依赖性强,对于变化环境和耦合业务的泛化性和拓展性较弱;其次,基于端对端学习的AI难以真正理解电网业务逻辑,输出结果的可靠性和准确性存疑;最后,AI结果存在解释性瓶颈,需要设计和开发更加智能化的人机交互通道,以辅助理解AI系统的工作原理、提供结果的解释和背景信息,从而增强用户

对系统的信任和接受度^[4]。而随着新型电力系统数字化进程的推进,传感量测数据量飞速增长,多源海量数据基础逐渐形成^[5]。如何通过海量数据关系发现电力系统运行规律,提出符合电力系统应用要求,兼具准确性、实时性、智慧性和自适应性的新一代人工智能技术,是构建新型电力系统的重大需求。

近年来,随着硬件算力提升和通用人工智能(artificial general intelligence, AGI)技术发展,以GPT(generative pre-trained transformer)为代表的生成式大模型对AI领域带来了颠覆性变革^[6]。纵观GPT 1.0到4.0的发展历程,模型规模和训练数据的量变随之引起了性能的质变,推动AI领域走向通用人工智能^[7]、大模型的发展模式^[8],其呈现出的复杂任务理解、跨域知识融合、多模态分析、能力涌现等强人工智能特性,具备发展成为电力领域通用智能核心的潜力。本文将提出的电力人工智能(artificial intelligence for electric power system, AI EPS)大模型理论框架侧重于电力人工智能通用性提升,探索从专业“小”智能到通用“大”智能的尝试性突破,有望解决未来新型电力系统中的复杂系统优化、实时预测和控制、智能决策等问题,为新一代电力人工智能发展和新型电力系统数字化、智能化建设提供参考。

首先,本文简要分析电力人工智能的发展阶段和技术特点;其次,提出电力大模型的架构和需要突

收稿日期: 2023-12-26; 修回日期: 2024-05-27。

上网日期: 2024-07-08。

国家自然科学基金资助项目(52207105)。

破的关键技术;最后,针对电力大模型的业务应用提出前景展望。

1 电力人工智能技术研究综述

随着电力系统源-网-荷的结构化演变,未来新型电力系统将从数字化、智能化、清洁化等方面发生演变(总结见附录A),呈现高度不确定性、运行复杂性、高度智能化发展态势。海量历史数据积累与人

工智能算法发展推动着电力人工智能技术的研究,形成与电力系统形态演变相对应的四阶段电力人工智能发展路径:一是智能化水平比较低的专家系统阶段;二是面向智能电网的数据驱动技术阶段;三是面向新型电力系统的知识+数据驱动技术阶段;四是面向未来新型电力系统的通用智能技术阶段。图1对电力人工智能应用技术进行了梳理、分类、总结^[9]。

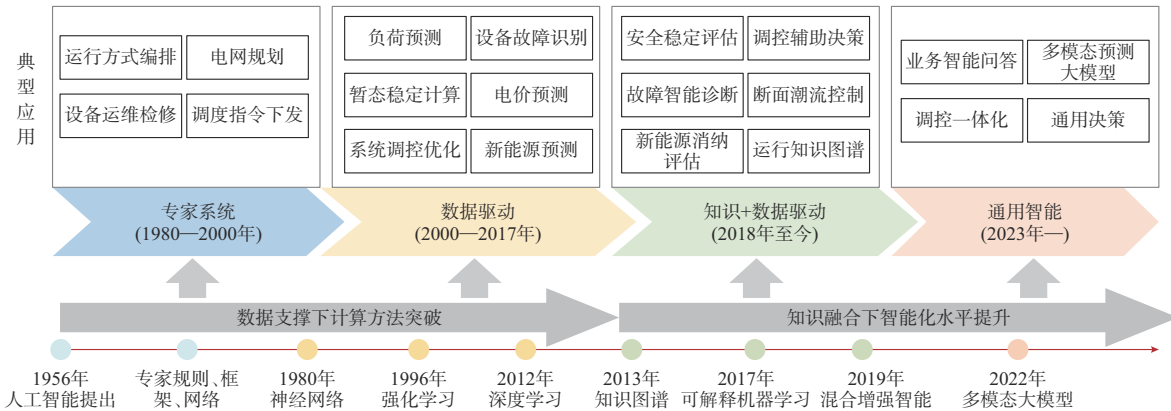


图1 电力人工智能技术发展历程
Fig. 1 Evolution of AI EPS technologies

1.1 专家系统

专家系统是一个智能计算机程序系统,利用专家知识与经验处理复杂问题^[10-11]。文献[12]结合专家专业知识和数据分析构建了面向电力系统故障诊断的专家系统。文献[13]利用专家系统实现了电力系统无功电压的有效控制。专家系统可存储和利用领域专家知识,提供一致性的分析和决策建议,但专家系统适用性能有限,主要用于解决小规模、模式相对固化的电力分析、决策任务。

1.2 数据驱动

1.2.1 传统神经网络

传统神经网络即人工神经网络(artificial neural network, ANN),被广泛用于系统状态估计、暂态安全分析、故障检测和负荷预测等方面^[14]。文献[15]采用暂态电压特性分析提出的输入特征,实现柔性直流电网母线故障的快速诊断。然而,传统神经网络的网络规模有限,在处理复杂数据和长程依赖关系时存在训练困难问题。

1.2.2 深度学习

深度学习(deep learning, DL)具备更强的数据降维、非线性拟合和特征提取能力,已被成功应用于系统运行、源荷预测^[16]、负荷控制^[17]、优化调度^[18-19]等业务。其中,生成对抗网络^[20](generative adversarial network, GAN)通过自动学习原始真实

样本集的分布^[21],在解决电力系统设备故障诊断中故障样本过少、故障类别样本不平衡等问题时表现优异^[22]。此外,文献[23]对断面功率调整数据进行特征自学习,提升断面安全性判断精度。文献[24]通过深度神经网络分析机组控制特性等多因素对系统稳定性的灵敏性预测,构建了基于深度学习的微电网在线暂态稳定评估方法。而深度学习方法也存在不足之处,例如对训练数据的依赖性强、计算资源需求大、模型复杂度高、训练时间较长、可解释性差等。

1.2.3 强化学习

强化学习(reinforcement learning, RL)主要适用于解决强随机复杂环境下的电力系统决策问题^[25-27]。由于电力系统时空耦合特性导致状态空间与动作空间难以离散表征,需要结合深度学习构建深度强化学习^[28],进而增强其复杂任务学习与适应能力^[29]。例如,文献[30]提出基于深度强化学习算法的电力调度辅助决策方法,有效提升了可再生能源消纳率。其基本流程如附录B图B1所示,结合专家网络与行为克隆辅助支撑电力调度深度学习决策器泛化性提升。深度强化学习在电力业务在线学习和策略迁移方面取得了显著进展,但也存在样本效率低、泛化能力受限等不足。

1.3 知识+数据驱动

1.3.1 知识图谱

知识图谱(knowledge graph, KG)以图和符号的形式描述客观世界中实体之间的相互关系^[31-33]。电力系统知识图谱基于电力工程和专家经验知识库等数据构建^[34],包括数据获取、信息抽取、知识融合、知识加工等步骤^[35-36]。电力系统知识图谱的技术应用架构如附录B图B2所示。因其强大的语义表达能力、存储能力和推理能力,知识图谱在电力系统的新能源消纳评估^[37]、故障诊断^[38-40]等方面均有较好的应用效果。而现有技术在面临来源多样、完整性差的复杂数据时融合表征能力不足。

1.3.2 可解释性机器学习

理解模型学习的过程及原理成为人工智能推广应用的重要环节^[41]。因此,发展可解释机器学习已成为深度网络的重要方向。文献[42-43]提出通过解释模型学习决策的过程和原理,建立对机器学习的认知信任。可解释性机器学习在电力系统中初见应用。文献[44]提出一种基于解析概率的风电功率超短期预测模型分析方法,并通过局部扰动分析法对预测模型影响因素与精度关系进行结果解读^[45]。而提升人工智能模型预测或推理过程的可解释性,是提升人工智能应用可信度的难点问题。

1.3.3 混合增强智能

混合增强智能是利用人的经验、理论知识和机器智能分析数据的能力共同协作做出决策的方法^[46],包括人在回路的人机协同混合增强智能和基于认知计算的混合增强智能^[47]。在前者中,人作为关键环节,直接参与系统的运行和决策,处理系统无法确定的情况或做出复杂判断。以电力调度为例,其人在回路的人机协同混合增强智能架构如附录B图B3所示。后者则是在机器学习系统中嵌入认知模型,侧重于模拟人类的感知、推理和学习过程,以更全面地理解和处理复杂信息,可运用于电力系统暂态稳定评估、电网断面潮流调控等业务^[48]。

根据上述分析,现有的电力人工智能技术可以在某些业务上表现出较好的性能,但在复杂随机场景下的泛化能力提升、自学习能力、智慧创造、多业务应用等方面仍有较大不足,离电力通用人工智能相距甚远。目前,百亿参数支持下的大语言模型具备良好的语义理解、知识问答、人机交互能力,在处理复杂问题方面具备超强潜力。因此,构建生成式人工智能(artificial intelligence generated content, AIGC)启发下的电力大模型有望成为解决未来新型电力系统中各类复杂问题的有效手段。

2 电力通用人工智能基础:大模型技术

2.1 大模型技术简介

以生成式人工智能为关键技术的大模型快速发展,成为电力人工智能水平提升的重要技术,为实现电力通用人工智能目标提供了可行、有效的发展路线。本节将从大模型技术模式及其面向电力系统现有AI技术差异与提升方面进行总结。

2.1.1 大模型技术构成

以大模型为代表的通用人工智能技术在模型构建、训练学习以及硬件支撑等方面实现人工智能技术模式革新。多模态大模型(以下简称“大模型”)是指融合文本、图像、视频等多模态信息联合预训练与微调的大规模参数人工智能模型。大模型的规模化参数为多模态信息融合提供模型载体,而结合海量参数模型与预训练模式为“能力涌现”提供支撑^[49]。

1)在模型层面,参数规模显著增加是通用人工智能模型发展的主要特征。例如,GPT-3拥有约1 750亿个训练参数,而ChatGPT(chat generative pre-training transformer)训练数据量达到TB级,在GPT迭代升级中参数规模的规模化提升使其具备涌现能力^[50]。根据尺度定律,语言大模型的特征表示与通用泛化能力依赖于海量数据输入与参数学习^[51]。现有部分研究^[52]表明,在模型规模与数据规模增长至一定阈值时,存在模型性能突发性提升现象,即大模型“涌现”特性。在自然语言处理中,复杂语义结构与思维知识需要大规模Transformer网络提供信息载体,为复杂知识的创造性生成与提取提供可能。而在大模型的通用性方面,大模型多任务学习需要多模态信息融合与共享,通过大规模参数通用特征的挖掘获取泛化能力^[53]。

2)在预训练学习方面,当前GPT等大模型主要采用Transformer网络作为预训练模型,其由编码器与解码器组成^[54],组合提取语义理解的映射关系,进一步采用掩码自监督学习方法开展模型预训练^[55]。Transformer架构可有效解决长序列输入下表征依赖问题,规避大规模参数训练中梯度爆炸与梯度消失的难题^[56]。而基于掩码自注意力优化的自监督机制为Transformer模型训练提供了自主理解与推理能力^[57]。

3)在工具支撑方面,高算力硬件是大模型高性能计算技术保障的刚需材料。预训练学习的多线程计算任务需要高性能芯片集群建设^[58-60]。

2.1.2 电力大模型技术与现有人工智能技术的区别

当前,电力人工智能技术的结合研究与应用已

在状态感知、源荷预测、调度决策等业务上形成方法体系,其中,主要是特定业务专用的人工智能辅助计算技术。当前,电力系统各业务中“专项专用”的人工智能模型受限于模型结构与数据壁垒,对于跨业务、跨场景的应用存在局限性。例如,在新能源、负荷功率预测场景中,常用的长短期记忆神经网络依赖于时序监测数据与深度学习预测架构,无法通用于集中式/分布式分层高精度预测,严重降低了全面快速感知源荷平衡的计算效率,并且无法融合支撑

系统调控等决策任务。

近年来,大模型技术得到快速发展及广泛应用,形成了面向自然语言处理的语言大模型以及多模态大模型等成果^[61],为面向电力行业的电力大模型有效应用提供了有效路径^[62]。表1总结梳理了各类型大模型的模型架构、典型案例与应用情况。现有多模态大模型主要基于Transformer模型进行标记嵌入与预训练,进一步提出各类型大模型面向电力行业的潜在应用领域。

表1 典型大模型架构、案例及其应用梳理
Table 1 Review of architecture, cases and application of typical large models

类型	标记单元	标记嵌入	模型架构	典型案例	电力行业潜在应用
语言大模型	字段、语句	CNN/GNN embedding	CNN, BERT, Transformer	GPT 3 ^[54] :执行文本生成、分类、问答等自然语言处理任务; XLNet ^[63] :融合自回归与Transformer模型提升上下文理解能力; MGNNs ^[64] :基于神经网络的多通道文本嵌入与组合编码。	业务问答、智能客服、智能开票等
视觉大模型	图片、视频	CNN/GNN embedding	Transformer, BERT	ImageBERT ^[65] :实现图片自定义生成与转换; CBT ^[66] :使用自监督方法对比学习图片特征。	自动巡线定位、设备故障判别等
多模态大模型	字段、文本、图片、视频等	Learned embedding	Transformer	CLIP ^[67] :噪声环境下融合图像与文本预训练; i-Code ^[68] :不同模态组合融合统一编码与生成; GPT 3.5/4 ^[69] :多模态数据融合与生成式预训练。	状态感知、源荷预测、负荷监测等
电力大模型	文件文本、(时序)数据、图片	Learned embedding	Transformer	大瓦特 ^[70] :大模型面向智能客服、智能巡检的垂直应用。	语音/视觉识别、状态感知、预测、决策

注:CNN embedding(convolutional neural network embedding)为卷积神经网络嵌入模式;GNN embedding(graph convolutional neural network embedding)为图卷积神经网络嵌入模式;BERT(bidirectional encoder representations from transformers)为基于Transformer的双向编码器表示,是一种预训练的深度学习模型;Learned embedding为学习式嵌入模式。上述均为大模型标记嵌入与编码方法^[71]。

电力大模型是指面向电力领域运行数据、监测信息、调控规程、经验知识等多模态信息融合预训练与微调的人工智能多模态大模型。与现有开源大语言模型、多模态大模型不同,电力大模型输入的多模态信息具备强专业性与多元性,以多业务数据与知识融合驱动实现强泛化、高精度的电力计算。电力大模型技术在多模态大模型的基础上,融合电力系统中规程语料、监测图像、量测数据、非结构化经验知识等多模态信息,构建业务通用系统平台的信息载体与技术底座。不同于语言大模型基于自然语言生成语料库,电力大模型的输入设计侧重于结合电力系统海量结构化数据与运行规范转义。电力系统通用大模型在多模态大模型的基础上进行电力系统多源异构数据的融合表征,采用主流的Transformer架构实现对不同场景下多模态数据的融合与大模型预训练的智能生成^[62],解决传统人工智能技术适应能力受限与语言大模型业务范围受限的难题,实现电力系统通用感知、预测与决策功能。

2.2 电力大模型关键技术

电力大模型构建由数据、模型、算力3个主要部分组成,包含六大关键技术。如图2所示,首先,本

节从作为基石的数据出发,介绍包含数据仿真与数据治理的大规模电力数据集构建技术;然后,在电力大模型设计层面,介绍以Transformer网络为核心的电力多模态大模型结构,总结以知识图谱为主体的电力大模型知识嵌入技术,从模型层面综述训练效率提升技术;进一步,针对电力大模型适配各类下游业务应用的需求,介绍了微调优化技术;最后,综述了电力大模型高性能计算技术,支撑以上各个关键技术的实现。

2.2.1 大规模电力数据集构建技术

大模型爆发式增长的核心驱动力源于大规模数据集的建立,其由1500万张图片的ImageNet^[72]发展成为含有58亿个图像-文本对的LAION-5B多模态数据集^[73]。盘古气象大模型的成功亦离不开近40年地球表面以及13个气压层的小时级数据^[74]。然而,考虑到国家安全要求、数据共享机制空缺、数据库构建的不成熟以及数据治理尚处于初步阶段,真实电网数据难以被研究机构应用。电力领域面临研究数据集稀缺的困境,无法支撑电力大模型的训练。因此,由数据仿真与数据治理组成的大规模电力数据集构建技术是电力大模型构建的基石。

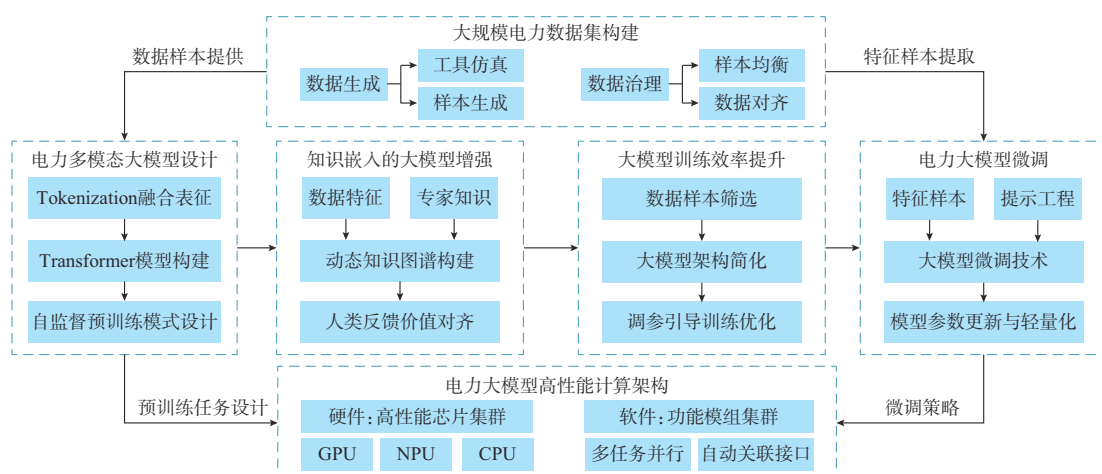


图2 电力大模型关键技术架构
Fig. 2 Architecture of key technologies for power large models

在电力仿真数据方面,得益于电力领域丰厚的理论基础以及基于仿真数据开展研究的传统,各类型仿真求解器与电力数据转换工具已形成完备的架构。而在仿真方法层面,文献[75]分别从准静态仿真与电磁暂态仿真两大方面综述了电力系统的时域仿真方法;文献[76]从电力系统稳态分析、暂态分析、电力市场模拟等多个方面整理了现有的仿真工具;文献[77]基于MATLAB Simulink-GUIDE工具箱实现了一个家庭负荷数据仿真器。文献[78]提出面向图模数融合的电力信息自动转换方法及其软件工具。但是,由于现有电力理论的局限性以及用户用电的主观性,仿真数据与真实数据之间仍存在较大差距。同时,大模型能力得以涌现的潜在先验知识存在于海量的真实数据当中,专家精心设计得到的仿真数据源于简化的模型,导致仅基于仿真数据训练的电力大模型上限较低。因此,仿真数据仅能缓解标注获取成本大、极端场景数据少的问题,考虑真实数据与仿真数据的数据混合增强技术是构建大规模电力数据集的关键。

在电力真实数据方面,尚存在数据获取困难、数据质量低、数据标准缺乏、数据安全等问题,仍需开展大量的数据治理工作。关于数据获取,随着高级量测体系以及电力自动化系统的推广应用,已采集大量的实时数据,但不同量测系统、不同业务部门之间仍需制定统一的数据存储方式,实现多源电力数据的对齐。关于数据质量提升,目前的电力领域大规模数据处理经验尚显不足。一方面,需针对重点业务分析系统运行、负荷量测、设备监测等数据的质量问题;另一方面,需要将现有数据库与Spark、Hadoop等大规模并行化数据处理工具相结合,通过数据清洗提高电力数据可用性。关于数据的存储与利用,在保证安全性的前提下,针对大模型训练的高

效存储体系是前者的关键,而数据抗泄露加密系统^[79]与打破数据孤岛的共享机制设计则是后者的关键。

结合大模型对于样本均衡与数据特征挖掘的要求,生成式对抗网络等电力数据生成方法是数据集构建的高效方案。如图3所示,笔者提出了特征引导生成式对抗网络的场景生成与数据集构建方法^[80],实现兼容极端天气等特定场景的样本构建,并形成大模型预训练数据生成的仿真系统。

在电力数据集构建的基础上,考虑大模型数据集对电力系统复杂特性表征要求,提出了基于图数据的大模型数据转换方法。根据电力系统拓扑与时序关系,构建电力数据异构图作为大模型输入模态,提升大模型对于电力系统复杂时空特性的提取能力。

2.2.2 电力多模态大模型设计技术

模态指的是数据组织形式,如结构化的表格数据与非结构化的文本、图像数据。电力大模型需要具备多模态能力的原因,一是电力系统本身是一个多模态系统且电网业务需综合多模态信息;二是电力系统运行规模大、场景多、任务难,需借助多模态间的潜在关联关系提高模型性能,如对比语言-图像预训练(contrastive language-image pre-training, CLIP)模型基于文本间的语义信息实现了图像的零样本学习^[81]。在单模态的大模型构建中,Transformer网络的自注意力机制的特征提取先验约束少且易于并行,使其具有适应于各模态海量训练数据的强可扩展性,已成为大模型的核心结构。例如,基于Transformer网络的语言大模型GPT与视觉大模型ViT(vision transformer)^[82]。因此,各模态通用的Transformer网络成为构建多模态大模型

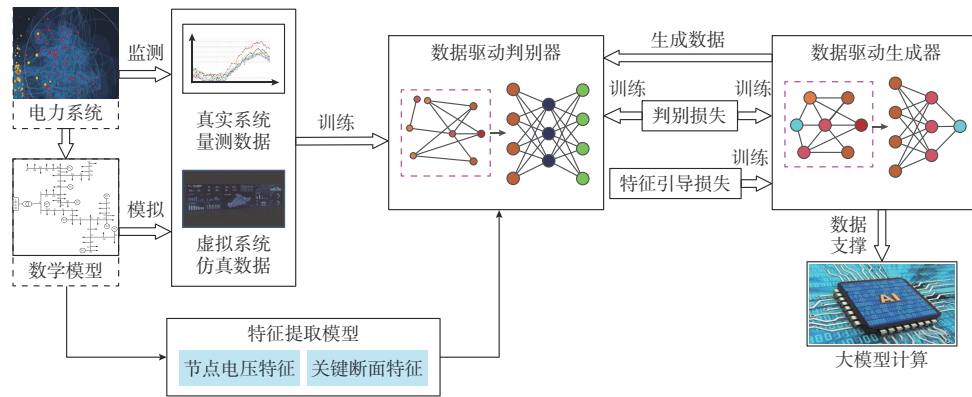


图3 基于特征引导生成式对抗网络的数据生成技术架构

Fig. 3 Architecture of data generation technology based on feature-guided generative adversarial network

的关键,可将其分为词元设计、Transformer 模型设计、自监督任务设计3个部分。

输入标记(tokenization)最初在自然语言处理中是指将文本划分为词元,而在多模态数据处理中则泛指将数据划分为对应模型输入的最小子结构。得益于Transformer模型对多模态数据的自适应特征提取能力,各类数据仅需通过词元标记即可作为模型的输入,使多模态数据具有统一的建模范式。输入标记主要分为以下3类:

1)数据划分。将原始输入数据设计划分最小子结构,如使用最小滑动窗切割量测数据。

2)位置编码。将全局信息添加至表示子结构的数据向量中,如可根据完整电网拓扑得到的拉普拉斯矩阵的特征向量与数据向量叠加^[83]。

3)特殊标记。为模型提供额外的指示信息,将具有特殊含义的固定向量与数据向量拼接,如针对电力场景生成、最优经济调度、运行风险评估等任务设计标记符,以实现相同数据向量输入和差异化下游任务输出。然而,输入标记设计的灵活性较强且对模型学习效果影响较大,故需深入考虑数据模态与具体电力业务特点。

针对输入标记后的多模态数据输入,Transformer模型设计可分为单模态分支与多模态分支融合两个主要环节。单模态分支使用单独的Transformer模型提取单一模态的特征表示,按模型结构主要可分为同时具有编码器与解码器、仅具有编码器、仅具有解码器3类。其中,编码器善于为下游任务提取通用的特征向量,如BERT^[84];而解码器适用于生成式的任务,如GPT;针对具体任务的大模型则通常同时采用编码器与解码器。近年来,Transformer模型针对特定任务出现了多种变体,需研究人员进行针对性的选择,如可考虑电网拓扑节点与边信息的Graph-Transformer^[85]。而多模态分

支融合的目的是实现跨模态的信息交互和增强。对于双模态分支融合,主要分为输入叠加、输入拼接、分层自注意力融合、交叉注意力融合、混合方式等。若超过两个模态,则多个模态的特征可以通过拼接或数值运算的方式进行融合,或者通过多头注意力分别处理多个模态对^[86]。对于电力系统的多模态信息融合与对齐,笔者提出基于多模态转换器与大模型关联工具进行模态信息提取与对齐,可采用大模型或预训练模型作为多模态转换器,并结合电力系统丰富的仿真工具与功能系统进行特征挖掘与对齐,对运行数据、监测图像、结构化规程文件等信息映射至同一特征空间,提升电力大模型多模态融合理解能力。

自监督学习通过易于获得标签的代理任务进行有监督训练,是多模态大模型得以挖掘多模态数据潜在关联信息的关键,亦可减少下游任务所需的标注数据量。现有研究进展中已提出26种常用的自监督方法,适用于多种模态数据,主要可分为判别式与生成式两类^[87]。其中,对比学习是最为突出的判别式方法,既可通过样本相似度增强单模态特征的鲁棒性,亦可通过多模态特征间的匹配度实现特征对齐,如CLIP模型通过最大化图像-文本对之间的相似度训练得到目前最常用的图像-文本语义对齐器^[81,88]。生成式方法通过最小化已知数据的重建损失,如谷歌提出的CoCa(conditional computation for content attention)模型通过生成输入图像的字幕增强图像-文本的跨模态理解能力^[89]。但是,电力系统多种模态数据间直接的匹配关系较弱,如调度规程的文本数据、电网的拓扑数据与系统运行的潮流数据之间存在的是深层物理联系,针对电力领域设计跨模态的自监督对齐任务是电力多模态大模型训练的关键。

2.2.3 基于知识嵌入的电力大模型增强技术

仅通过海量数据训练的大模型将潜在的先验知识隐式存储在参数中,其不确定性易使模型产生“幻觉”^[90]。而外部知识库作为一种精确存储海量世界知识的资源,可很好地解决该问题。尤其是电力知识库中含有的专业知识,在海量数据中为长尾事实,如操作规程中的失稳应急处置流程难以通过少量的电力系统失稳运行数据直接学习,且短文本信息极易淹没在海量语料中。电力领域现有的知识-数据驱动方法仅适用于针对特殊任务精心设计的模型,其存在的不足有:1)定制化的知识嵌入模型导致任务间的知识难以直接迁移;2)单次设计的模型嵌入知识量较少,知识利用效率低;3)缺少知识的显示利用,隐式的知识嵌入同样具有不确定性。

因此,针对电力大模型的外部知识库结合方法是提高模型输出可靠性与可信度的关键。

用于大规模知识嵌入的非结构化知识一般指文本,而结构化知识可包括逻辑规则、知识图谱等^[77]。其中,知识图谱通过三元组高效地存储客观事实,是目前与大模型结合最有前景的方法之一。大模型利用知识图谱的方式主要有3类:1)作为外部知识库供大模型进行精确的信息检索;2)利用知识图谱指导训练数据选择与处理,以提高模型学习效率;3)抽取事实知识作为辅助的语义信息融入大模型的隐向量中。得益于电力领域已经积累的大量专业学术知识、调度规程与文档、海量历史特性数据,知识图谱增强电力大模型的技术路线具备一定的可行性。目前,电力知识图谱已开展研究工作,如文献[91]综述的电力故障诊断知识图谱与文献[37]构建的新能源消纳知识图谱,但电力大模型与电力知识图谱规模化结合应用仍需依靠大量电力专业人员开展大规模的电力知识工程。

现有研究提出了知识图谱与大模型协同增强的研究方案^[92]。在知识图谱支撑样本生成方面,通过对电力知识图谱中关注断面标注或约束解析,引导生成可定义特征的场景样本^[80],实现电力系统覆盖极端、罕见场景的样本均衡。在知识图谱增强预训练方面,以知识图谱图结构表征电力结构化知识并抽取为大模型预训练的输入,对知识图谱实体采用掩码自监督学习提高大模型对于电力实体的知识提取能力。在大模型知识准确提取方面,基于人类反馈的价值对齐、安全强化学习等方法,提供了机器智能自动反馈与修正功能,为大模型微调与参数更新提供了安全边界。通过电力知识“问题-结果”引导大模型形成满足规程、约束要求的推理逻辑。

2.2.4 电力大模型训练效率提升技术

海量数据与千亿待优化参数导致了大模型训练过程的不稳定现象,与受到严格限制的计算成本共同促使电力大模型必须提高训练效率。训练过程的设计实质是不同参数、不同计算资源相互间的权衡,目前大多依据研究人员的经验^[93],而电力领域的大模型训练经验亟须积累。因此,综合大模型算法层面,以数据、模型、训练策略3个角度为主的训练效率提升方法是电力大模型涌现能力的关键。

在数据方面,训练效率提升的核心是在有限的计算资源内训练更高价值的数据。例如,通过课程学习方法,随着模型参数量与梯度更新次数的增加逐渐增大训练样本的学习难度^[94];利用计算的梯度大小等外源信息进行数据样本筛选,优先训练对模型参数更新贡献大的样本^[95];通过知识图谱、训练经验、专家设计优化训练数据在自监督任务中的掩码设计^[96]。

在模型方面,训练效率提升的核心是在尽量少地影响精度的前提下简化模型设计。针对全连接层、卷积层、注意力机制等基础模型结构已有较多的加速计算方法^[97-99]。针对大模型核心的Transformer模块,文献[100]从加速算法以及软硬件协同方面综述了Transformer网络的高效训练方法。此外,单次前向推理仅激活大模型与当前任务最相关部分参数的门控循环专家模型(mixture of experts, MoE)是一种用于处理序列数据的深度学习模型,特别适用于需要处理大量参数和复杂序列结构的场景,其架构受到广泛关注。同时,多模态数据间的关联关系可有效弥补不同模态数据量差距较大的情况,从而实现相较于单模态更高的训练效率,如文献[101]综述了基于多模态数据实现的零样本学习。

在训练策略方面,训练效率提升的核心是稳定模型的梯度优化过程。学习率与批数据大小是对大模型训练效果影响最大的两个超参数,与小模型的训练经验不同,数值大小循环更新的学习率可能有利于提高训练的效果与模型泛化性,适当采用大批量训练可以减少时间消耗,提高存储的利用率并保持训练过程的稳定。损失函数对训练的稳定性同样影响较大,尤其是对比损失函数的相关参数与设计,十分考验大模型设计人员对电力业务的理解与经验。此外,稳定大模型训练过程的多种技巧正在被广泛研究,是大模型领域更新最快的技术之一^[102]。

2.2.5 电力大模型微调优化技术

得益于大规模数据集的出现以及迁移学习的发展,先预训练通用的基础模型,再微调模型以适应大

量的下游任务已成为人工智能模型构建的新范式。下游任务可分为如负荷预测、运行风险评估等的判别式,以及如电力场景生成、用户画像生成等的生成式两类。判别式与生成式的基础模型由于架构间的差异,在相互的下游任务中微调的效果较差,且同类任务间亦要求具有较高的相关性。而如何设计与电力领域众多业务相关的统一预训练与微调架构仍需进一步研究。仅针对微调环节来看,虽然微调往往可以在减少下游任务所需的标注样本数量的同时大幅提高原有性能,但大模型的微调成本可能远高于小模型。因此,微调优化技术是降低大模型对于不同电力业务适配成本的关键。

微调优化技术的目的是通过尽可能少的计算量逼近微调整个大模型的效果,本节主要介绍几种关键的方法。与微调模型参数的低效方法不同,适配器模块在大模型原有的Transformer子模块中,以多种方式插入常由全连接层与激活函数组成的轻量化适配器模块,仅通过训练新增参数调整原有模型的隐特征传递过程以适配下游任务^[103],但过少的参数量可能会导致微调精度的降低。低秩微调(low-rank adaptation, LoRA)是一种用于微调大型预训练模型参数的高效方法。它旨在解决在资源受限的环境下微调大型模型的问题,方法假设大模型针对具体下游任务的参数改变量是低秩的,冻结预训练参数,新增训练由下采样的编码器矩阵与上采样的解码器矩阵组成的参数更新量,最后合并各特定下游任务样本的参数更新量进行下游任务的模型微调与输出^[104]。相较于以上两种改变预训练模型参数的微调方法,前缀微调(prefix-tuning)^[105]与提示微调(prompt-tuning)^[106]则完全冻结预训练模型,为每个下游任务学习特定的提示语,与原输入拼接后引导模型为具体电力业务生成所需输出,巧妙地减少微调参数量与内存使用量,在避免原有大模型产生灾难性遗忘的同时具备高灵活性。在具体应用中,多种微调优化技术根据下游电力业务的计算资源限制与输入数据特点进行合理选择。

2.2.6 电力大模型高性能计算技术

算力作为构建大模型的基座,支撑着千亿级参数在海量数据上的训练,但大模型昂贵的计算成本迫使研究人员从大模型配套的软硬件上提出多种高性能计算技术。由于传统的超级计算机以大型中央处理器(CPU)集群为主,并行能力较弱且计算资源稀有,仍需依靠每秒百万亿浮点运算级别的图形处理器(GPU)服务器集群实现电力大模型的训练。因此,针对电力大模型设计的大规模智能计算系统是训练得以开展的关键,具体可以分为硬件层、硬件

调度层、深度学习框架层、服务组件层与应用。

在硬件方面,硬件层是整个系统的物理运算主体,由GPU、张量处理器(TPU)、神经网络处理器(NPU)等组成。目前,高性能计算设备的性能与生态中呈现美国的英伟达公司一家独大的情况,Nvidia H100、V100加速卡是主流的大模型计算设备^[107]。随着美国按算力为标准扩大对半导体的出口管制,国产化高性能计算设备如华为昇腾^[108]、百度昆仑芯^[109]、寒武纪^[110]等产品将成为中国构建全面自主可控的电力大模型的基础,部分厂商的AI加速卡对比如附录C表C1所示。关于硬件调度层,结合硬件特性底层算子的计算效率优化已具备的成熟工具^[111],对多设备的大规模分布式计算系统进行优化,如采用数据并行、模型并行、流水线并行等算法。开源的DeepSpeed框架^[112]易于配置参数优化、自动混合精度等多种高性能计算算法,在不损失模型精度的前提下提高电力大模型系统的数据吞吐率。

在软件方面,深度学习框架是大规模智能计算系统的中间件,以深度适配英伟达与谷歌硬件设备的PyTorch^[113]、TensorFlow^[114]、Jax^[115]为主。目前,国产化框架如华为MindSpore^[116]、百度PaddlePaddle^[117]等,正在随着国产化硬件设备的发展建立生态,有望结合中国电力大模型的计算需要进行针对性的优化开发。服务组件层为应用层提供如客户端、数据集管理、可视化、分布式训练管理等基础工具。最后,应用层为电力大模型开发人员提供模型搭建、训练、微调、测试、部署的平台,实现大模型应用的全生命周期管理。其中,系统的微调功能需与大规模数据库打通,并适配电网的海量流式数据学习,系统的部署功能需具备考虑各类电网企业计算资源推理成本的优化能力。由于电网企业难以独立维护运行成本高昂的大规模智能计算系统,如何基于现有电网网络安全架构利用公有云计算资源是加速电力大模型落地应用的重点。

3 电力大模型典型场景应用

人工智能大模型是电力人工智能的发展趋势与重要构成。大模型的跨模态、通用性、适应性等技术优势可为电力系统发展提供有力支撑。本章结合电力系统典型业务需求提出技术应用架构,并总结电力大模型技术应用面临的关键挑战。

3.1 电力大模型技术应用架构

以大模型为代表的新一代人工智能技术发展迅速,具有应对新型电力系统复杂随机问题的自主学习能力和多场景、多业务通用处理能力,将为新型电

力系统运行、调度、规划等业务技术提升提供有力支撑。电力大模型与新型电力系统的深度融合将实现海量多源异构数据驱动、大模型支撑多模态信息融合的电力系统业务计算通用性、自主性、智慧性提升。电力大模型面向新型电力系统的应用框架如图4所示,以电力大模型为核心的技术体系与智能系统将全面提升复杂系统安全运行水平,实现新型电力系统运行自动驾驶愿景。

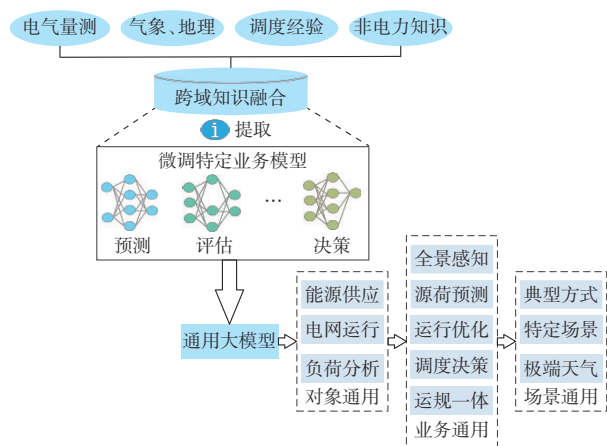


图4 电力大模型在新型电力系统的应用框架
Fig. 4 Application framework of power large models in the fields of new power system

相比于现有人工智能技术面向电力业务的“专项专用”,以电力大模型为底座的新型电力系统运行架构为多业务运行提供“1+N”的新模式。大模型的多模态融合与通用计算能力将提供面向电力系统多类型业务与运行场景的通用架构,支撑以电力大模型为核心的多对象、多业务、多场景的通用运行,满足面向源-网-荷运行业务链条集成分析与从典型方式至极端运行场景的强适应性应用。本节融合电力大模型技术架构与电力系统典型业务需求,选取电力系统感知、预测、调度决策、运行优化与规划等核心业务,总结电力大模型驱动的应用架构并提出可行技术方案。

3.1.1 全景感知与预测

电力大模型的多模态融合与涌现能力契合复杂电力系统全景感知与预测的业务需要。计及系统中电气特性、气象、地理等海量多源信息的降维辨识与全景感知,是通用人工智能大模型支撑新型电力系统感知与预测业务提升的重要内容。大模型驱动的感知与预测技术的典型应用场景主要包括负荷与新能源的特性感知与功率预测。

1) 负荷终端监测。精准掌握负荷用电行为是新型电力系统运行控制下沉的关键。现有负荷特性分析已能够提取用户典型负荷曲线及其关键特征指

标,但无法对低压用户用电行为实现智能感知与交互。在海量用户监测终端与云平台广泛部署条件下,通用化电力大模型为大数据支撑负荷感知提供新方案,实现面向各类型低压用户“电力指纹”的通用识别^[118]。电力大模型与海量负荷监测终端构成新型电力系统的“云边协同”架构,支撑构建海量用电设备时域、频域特性的电力指纹库,实现大模型支撑海量边端数据的实时分析。利用大模型的高性能数据分析与通用建模能力,形成负荷侧的用电成分、用电行为与电能质量的通用分析体系。准确感知用户侧负荷用电安全与能效情况,为需求响应与负荷下沉控制提供准确依据。

2) 负荷特性感知。新型电力系统下负荷结构多元化、用电行为多样化、网荷交互频繁化,传统小模型难以深入挖掘海量多源数据背后错综复杂的知识,通用化电力大模型的出现为愈加困难的用电行为建模与高维特性辨识提供了可能^[119]。针对负荷特性分析、用电行为预测、集群特性分析、影响因素分析等下游任务,基于电力大模型的负荷特性分析融合相关的计量系统数据、营销系统数据、地理信息数据、气象监测数据等多源异构数据^[120],采用大模型微调技术实现通用电力大模型在用电行为分析下游任务上的良好适配。电力大模型以通用化的方式取代了传统用电行为分析中为各个特定负荷单独设计的模型,其庞大的参数量与模型结构为用户侧复杂的用电行为建模与分析提供了良好的解决路径。可以预见,采用电力大模型开展用电行为分析将取代现有的机理建模分析和数据驱动专用模型分析,为配电网规划、电力需求侧管理与电力市场管理等工作提供更加精细化的指导。

3) 新能源功率预测。风电、光伏等高比例新能源发电功率预测是新型电力系统能源供应预测的重要构成。笔者认为新能源预测精度提升关键在于多元信息的融合利用与准确数据的支撑。盘古气象大模型等研究^[121]为新能源预测提供高精度的气象数据。一方面,电力大模型可关联气象大模型功能模块的高精度数据提升预测精度;另一方面,研究基于时空序列预测的电力大模型微调应用方法可有望解决新能源预测任务中的多元信息融合与时空特性提取的难题。基于大模型的新能源功率预测提供层次化聚合的多空间尺度与渐进式分解的多时间尺度预测功能^[122]。在信息维度方面,依托于大模型多模态融合能力,形成融合网格气象、单点对象以及地理信息的预测单元,通过自监督学习调整多源数据融合格式与表达;在空间维度方面,构建大模型面向电力系统时空数据的神经网络表征模式,结合

Transformer架构与多头自注意力机制实现从集中式场站至低压分布式光伏的分层预测;在时间维度方面,现有时间序列大模型提出时序数据标记预测方法与多层超参数网络支撑面向不同时间尺度的预测特征自适应提取^[123],形成短期预测趋势性与中长期预测周期性的渐进式分解预测,实现基于多时间尺度时序预测准确率耦合的精度提升,支撑多场景通用的稳定高精度预测。

3.1.2 调度决策与运行优化

源-网-荷-储强随机性作用下的高维多变量协同优化是新型电力系统调度决策亟须解决的难题,而大模型的微调迁移与自主推理能力为调度决策的灵活性、适应性提升提供有力支撑。融合系统调控规程、调度票等调度知识与系统时序运行数据,实现系统调度在多时间尺度协同调度、调控一体化等方面的功能技术升级。

1)协同调度。强随机复杂系统调度决策求解的最优性与适应性是深度强化学习等人工智能模型的难点问题,小规模参数神经网络无法支撑多变量复杂交互关系与策略协同优化的求解能力。考虑源-网-荷-储的多目标多时间尺度协同优化是新型电力系统智能调度水平提升的重点工作,而基于大模型的自适应决策方法契合可交互、多业务、多阶段协同的调度全程序贯决策的架构。

基于电力大模型的新型电力系统调度决策技术侧重于解决现有智能调度决策中智能体训练、多阶段协同、适应性提升与交互接口构建等技术难点。通过时序运行样本与策略标注的掩码自监督训练,形成大模型面向分阶段业务协同的决策思维链。对于多类型运行目标的样本主动学习,训练构建目标分类的大模型场景高维特征向量与超参数网络,通过在线参数微调适应多元运行场景的决策导向。对于多阶段调度决策协同优化,大模型决策推理全局考虑日前机组组合、运行方式编排与日内应急调度、实时自动发电控制等业务关联逻辑,通过业务环节交互的自学习实现决策方案优化。对于决策方案适应性提升方面,大模型驱动的调度决策还需要配置决策方案不可解校正模块。对强不确定性条件下存在决策方案违反安全约束的情况,通过大模型内嵌运行知识与约束校验进行决策方案筛选,反馈该场景下硬约束标签与惩罚项,以引导大模型对差异化场景决策偏好参数的自适应微调,提升大模型输出调度决策面向复杂随机场景的泛化能力。考虑大模型输出调度决策的安全性及可用性要求,大模型驱动的调度决策系统还需要提供面向调度员的便捷可视化交互接口,为调度员提供决策方案的风险置信

度、特征可解释性以及方案经济性、安全性等评价指标。在大模型训练样本与调度思维链未能适配调度要求的前期阶段,调度员必要的介入保证决策方案的可用性。在大模型海量样本预训练与满足校验测试条件下,大模型驱动智能调度系统自动推送调度决策方案,实现新型电力系统智能调度“自动驾驶”的愿景。

2)调度与控制融合决策。在大模型驱动多时间协同调度的基础上,形成调度指令与控制方案融合决策的调控一体化架构。通过大模型的预训练与微调阶段,构建与大模型衔接的调用接口并提供特定调度场景样本集。通过大模型面向多元场景时序运行样本的自动标注与特征生成,实现人工智能驱动调度的通识认知,节省人工介入的场景辨识工作投入。进一步,构建面向调度控制规程与经验转化的多模态知识数据大模型转化技术,通过面向调度操作、方式安排,事故处置、发电控制等调控场景的业务逻辑分析,形成面向典型调控场景的通用思维链。在日内调度与实时控制方面,大模型通用决策提供调度指令下发与控制操作票生成的全流程方案^[124]。大模型驱动的调度、控制全流程融合决策架构将显著提升调控操作效率,为应急状态下的自适应运行提供支撑。

3.1.3 运行规划一体化

电力系统电网规模与结构复杂度持续增长,源-网-荷-储时变性、非线性和局部可观测性对系统运行与规划业务的影响凸显。信息解耦条件下,系统运行与规划的决策方案存在割裂,难以保证决策方案经济性、安全性的多目标优化。而依托于大模型的通用决策能力,运行规划协同决策将成为解决上述问题的有效方案。

大模型驱动的运行规划协同优化技术通过构建运行边界与规划方案的映射关系,实现多时间尺度耦合的决策优化。在规划方案制订方面,电力大模型遍历海量复杂运行场景与预想状态推演,通过规划与运行交叉领域知识生成,修正规划策略以平衡规划方案的鲁棒性与经济性,保证网架规划、储能选址定容对于多元运行场景的适应性。在运行优化方面,依据规划方案提供的场景边界,实现可定义运行场景生成,为运行阶段的方式编排、预想事故集生成以及 $N-1$ 可靠性校验提供特定运行约束。通过大模型运行规划融合决策,避免现有规划方法适应性不足与多目标均衡优化求解困难的问题。

3.2 电力大模型应用关键问题

得益于大模型的生成能力与通用性,电力人工智能的广泛应用已成为新型电力系统新一代人工智

能技术的发展趋势。而大模型接入系统将面临安全性、可解释性以及价值对齐等方面的关键问题。

1)大模型数据安全问题。大模型功能实现依赖于大规模设备终端量测、用户监测,以及气象、地理等信息接入与多源数据关联分析。这也意味着海量数据将被共享存储于大模型计算平台,存在数据壁垒阻碍与被盗用的风险。考虑到严格的数据保密要求,尤其是电网站点选址、网架规划以及设备运行等信息,将面临严峻的数据安全风险。大模型的开放架构难以保证安全的数据保密条件,将面临网络攻击等潜在威胁。

2)大模型可解释性问题。电力大模型与电网调度员之间的通用可解释性接口是大模型可靠应用的关键环节。在大模型知识获取过程可解释性方面,大规模参数网络支撑的高维知识难以构建简单且可解释的映射关系,对调度员认知与推理造成理解困难。现有大模型高维超参数预训练架构亟须提供可嵌入的调试工具与干预接口。在大模型输出结果可解释性方面,现有基于灵敏度与多维指标融合的可解释分析方法体系难以适配大模型通用性求解。面向大模型预训练与通用求解的可解释性分析,亟须形成可降维表征与可交互认知的评估体系。

3)大模型价值对齐问题。人工智能与人为思维链的价值对齐是大模型研究的热点问题。在电力系统多源数据融合训练过程中,容易通过数据集构建引入偏见知识,导致部分决策知识或数据特征赋权不当。大模型对于系统非显式解析的知识生成与系统运行特性的偏差将是未来大模型思维链形成需要考虑的因素。而在大模型应用导致机器智能替代人为决策的环境下,电力大模型错误决策的未知威胁与社会影响是不可忽略的风险。

4 通往电力通用人工智能的瓶颈

作为生成式人工智能的代表性技术,电力大模型可看作是电力专业智能迈向通用人工智能的里程碑式关键技术。虽然大模型技术已在各个行业领域取得了出色的应用效果,但与实现真正的电力通用人工智能还存在较大距离。使用大模型工具辅助生成“电力大模型业务应用架构”如附录C图C1所示。可见,目前大模型技术更侧重于语义、概念的理解与表达,对技术逻辑的准确生成存在较大偏差,对于有效应用仍有一定距离。其中,电力大模型在未来发展中将面临智慧水平提升、机器意识测试、伦理约束等技术挑战。

1)智慧水平提升。在已有的大模型应用中,当网络模型规模超过一定阈值时,大模型会涌现一定的智慧水平,在执行电力已见运行场景相关任务的

感知与决策效果上会有明显提升。然而,新型电力系统具有较强的不确定性,源-网-荷在不同时间维度上会发生较大变化,在规划、运行、检修等业务中容易面临新的场景任务。现有大模型训练更多是在人的干预下进行被动式学习,只能从给定的电力样本数据中获取知识,并暂时不具备主动思考、反思和判断的能力,导致在样本外的某些未见场景出现答非所问的结果,无法满足任务需求。目前,多模态大模型语言分支训练架构是基于常用词元为单位执行训练,在术语与图片的多模态融合中会发生信息丢失,指定内容生成存在较大偏差。而通用人工智能旨在模拟人类的心智能力^[125],具备仿人类思考、学习、创造等行为,针对不同环境作出适应性调整,能够胜任不同类型甚至从未见过的任务。

2)机器意识测试。随着大模型网络规模及其智慧水平的提升,机器难免出现感知意识、认识意识、自我意识等机器意识^[126],即机器可能出现个体行为、个体机制、个体认知等现象。对于电力系统控制而言,控制器决策动作输出需具备较强的鲁棒性,不允许随机动作偏离。以自动发电控制为例,当大模型执行功率分配出现个体的意识干预时,就容易导致某些机组调节越限或反调,进一步增加功率偏差,造成系统频率崩溃。因此,如何去构建机器学习的不同意识模型,并通过一定的技术手段测试出这些意识,同时降低这些意识对大模型输出的干扰,将是电力通用人工智能需解决的技术挑战。

3)伦理约束。目前来说,人工智能的技术发展是开放式的。当机器学习个体智慧水平达到一定程度且出现意识时,人工智能技术将面临伦理层面的挑战。作为一个关乎国民核心经济的大工业系统,电力系统需要保证运行安全、个体利益诉求、低碳环保等多目标需求。机器学习能否保证完全服务于电力系统多目标需求,直接受自主性伦理决策影响。当机器学习与社会认知的价值观和道德观相违背时,机器学习将无法应用于电力系统,系统感知与决策的智慧水平将受限。因此,需要在发展电力通用人工智能的同时,研究伦理约束与人工智能技术的融合,以及需要对人工智能“黑箱”进行可解释“白箱”研究,以提升人对人工智能的理解和信任。

5 结语

在自然语言大模型“百花齐放”的背景下,本文从电力系统形态演变过程出发,对电力人工智能技术进行系统性回顾,进而提出适应新型电力系统的基于预训练大模型的新一代电力通用人工智能框架。本文阐述了电力大模型的关键技术及其面向业务的架构,依托电力大模型的涌现与通用智能能力,

有望支撑新型电力系统运行智能化水平提升。所提基于电力系统运行深层机理理解与能力涌现的跨域多模态大模型,是比现有语言大模型更贴近于电力系统底层逻辑和原理表征的建模新方向,是对现有一系列传统小模型的深度融合,实现从专业“小”智能到通用“大”智能的重大突破,支撑集成于通用大模型的电力系统感知、预测、决策的全业务“自动驾驶”运行。

在电力大模型深入研究与推广应用的趋势下,本文提出以下大模型技术发展展望:

1)电力大模型协同现有各业务的智能模型及系统实现互联互通,提供电力大模型生成式智能必需的数据条件并形成功能闭环,构建电力面向各业务系统多模态信息的自动关联接口与融合体系,形成超大规模的自生成、自组织、自学习的电力人工智能系统架构;

2)探索大模型轻量化预训练与部署技术,研究模型蒸馏等技术,保证在当前有限算力限制下大模型部署应用的可行性与经济性,研发融合轻量化大模型模块的嵌入式硬件设备,支撑面向电力系统“云-边-端”多层场景的软硬件协同应用,提升电力大模型垂直应用效益;

3)探索大模型超大规模参数网络的知识嵌入与思维链可解释性分析技术,探索面向电力大模型预训练与微调的电力系统知识自动表征、获取、利用与解释分析的技术体系,构建大模型决策逻辑解析与人机交互的功能,保证电力大模型应用的可信性与安全性。

随着电力系统的发展演变,源-荷-储已从大规模、有限数量逐渐发展为小规模、“无限”数量的电力主体,传统管控、运行分析难度大。因此,有必要建设电力通用智能系统,实现全系统的数字数据描述和“无限”主体的实时动态管理,真正建成颠覆性的新型电力系统。大模型与电力系统的融合将有助于形成电力系统“超级大脑”,使其智能系统具有精确性、实时性、智慧性、自适应的特征,能够对电力系统进行实时、精确的控制与管理,实现全面可见、可知、可控的透明化,建成透明电力系统。

本文在撰写过程中得到华南理工大学电力学院陈俊斌、罗庆全、陈宗源、王艺澎;东北大学佛山研究生创新学院郭正勋、李锦诚、任大伟、许文举、肖宇、汪彭根、张锬、熊鹏辉;南方电网数字集团梁凌宇、戴珍、侯佳萱;商汤科技王贵珠、钟鹏等人研究工作的帮助,特此感谢!

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参考文献

- [1] 李立涅.透明电网赋能新型电力系统建设[J].中国电力企业管理,2022(1):14-17.
LI Licheng. Transparent power grid empowering new power system construction [J]. China Power Enterprise Management, 2022(1): 14-17.
- [2] 李鹏,刘念,胡秦然,等.“新型电力系统数字化关键技术综述”专辑评述[J].电力系统自动化,2024,48(6):1-12.
LI Peng, LIU Nian, HU Qinran, et al. Commentary on special issue of reviews on key technologies for digitalization of new power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(6): 1-12.
- [3] 程乐峰,余涛,张孝顺,等.机器学习在能源与电力系统领域的应用和展望[J].电力系统自动化,2019,43(1):15-31.
CHENG Lefeng, YU Tao, ZHANG Xiaoshun, et al. Machine learning for energy and electric power systems: state of the art and prospects [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 15-31.
- [4] 姚建国,余涛,杨胜春,等.提升电网调度中人工智能可用性的混合增强智能知识演化技术[J].电力系统自动化,2022,46(20):1-12.
YAO Jianguo, YU Tao, YANG Shengchun, et al. Knowledge evolution technology based on hybrid-augmented intelligence for improving practicability of artificial intelligence in power grid dispatch [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(20): 1-12.
- [5] 李立涅,蔡泽祥,唐文虎,等.透明电网理论框架与关键技术[J].中国工程科学,2022,24(4):32-43.
LI Licheng, CAI Zexiang, TANG Wenhui, et al. Theoretical framework and key technologies of transparent power grid [J]. Strategic Study of CAE, 2022, 24(4): 32-43.
- [6] LIU Y H, HAN T L, MA S Y, et al. Summary of ChatGPT-related research and perspective towards the future of large language models [J]. Meta-Radiology, 2023, 1(2): 100017.
- [7] VOSS P, JOVANOVIĆ M. Why we don't have AGI yet [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2308.03598>.
- [8] PETERS M A, JACKSON L, PAPASTEPHANOU M, et al. AI and the future of humanity: ChatGPT-4, philosophy and education—critical responses [J]. Educational Philosophy and Theory, 2023, 55: 1-35.
- [9] SHAO Z, ZHAO R Y, YUAN S, et al. Tracing the evolution of AI in the past decade and forecasting the emerging trends [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 209: 118221.
- [10] 杨挺,赵黎媛,王成山.人工智能在电力系统及综合能源系统中的应用综述[J].电力系统自动化,2019,43(1):2-14.
YANG Ting, ZHAO Liyuan, WANG Chengshan. Review on application of artificial intelligence in power system and integrated energy system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 2-14.
- [11] PANDIT M. Expert system—a review article [J]. International Journal of Engineering Sciences & Research Technology, 2013, 2(6): 1583-1585.

- [12] 肖飞,叶康,邓祥力,等.基于最优编码集及智能状态估计的电网故障诊断方法[J].电力系统保护与控制,2021,49(2):89-97. XIAO Fei, YE Kang, DENG Xiangli, et al. A fault diagnosis method of a power grid based on an optimal coding set and intelligent state estimation [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(2): 89-97.
- [13] 刘志超,陈宏钟,张伟,等.基于专家系统的变电站电压无功控制装置[J].电力系统自动化,2003,27(2):74-77. LIU Zhichao, CHEN Hongzhong, ZHANG Wei, et al. Substation voltage and reactive power control device based on expert system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(2): 74-77.
- [14] ZHOU Q, DAVIDSON J, FOUAD A A. Application of artificial neural networks in power system security and vulnerability assessment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1994, 9(1): 525-532.
- [15] 巩泉役,彭克,陈羽,等.基于电弧随机性和卷积网络的交流串联电弧故障识别方法[J].电力系统自动化,2022,46(24):162-169. GONG Quanyi, PENG Ke, CHEN Yu, et al. Identification method of AC series arc fault based on randomness of arc and convolutional network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(24): 162-169.
- [16] 周思思,李勇,郭钊秀,等.考虑时序特征提取与双重注意力融合的TCN超短期负荷预测[J].电力系统自动化,2023,47(18):193-205. ZHOU Sisi, LI Yong, GUO Yixiu, et al. Ultra-short-term load forecasting based on temporal convolutional network considering temporal feature extraction and dual attention fusion [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(18): 193-205.
- [17] 刘聪.基于深度学习的配电网负荷自动协调控制方法[J].自动化应用,2023,64(23):194-196. LIU Cong. Automatic load coordination and control method of power distribution network based on deep learning [J]. Automation Application, 2023, 64(23): 194-196.
- [18] 韩传家,张孝顺,余涛,等.风险调度中引入知识迁移的细菌觅食强化学习优化算法[J].电力系统自动化,2017,41(8):69-77. HAN Chuanjia, ZHANG Xiaoshun, YU Tao, et al. Optimization algorithm of reinforcement learning based knowledge transfer bacteria foraging for risk dispatch [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(8): 69-77.
- [19] 王晓园.深度学习下电力调度数据自动备份系统设计及优化调度策略[J].电气技术与经济,2023(7):50-52. WANG Xiaoyuan. Design of automatic backup system for power dispatching data under deep learning and optimal dispatching strategy [J]. Electrical Equipment and Economy, 2023(7): 50-52.
- [20] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]// International Conference on Neural Information Processing Systems, November 18-22, 2014, Montreal, Canada.
- [21] XU X, CHEN X Y, WANG J, et al. Cooperative multi-agent deep reinforcement learning based decentralized framework for dynamic renewable hosting capacity assessment in distribution grids[J]. Energy Reports, 2023, 9: 441-448.
- [22] 刘科研,周方泽,周晖.基于时序信号图像编码和生成对抗网络的配电网台区数据恢复[J].电力系统保护与控制,2022,50(24):129-136. LIU Keyan, ZHOU Fangze, ZHOU Hui. Missing data imputation in a transformer district based on time series imaging encoding and a generative adversarial network [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(24): 129-136.
- [23] 龚承霄,李岩松,刘君,等.基于深度学习的大电网断面功率快速自动调整方法[J].电力系统自动化,2023,47(2):181-190. GONG Chengxiao, LI Yansong, LIU Jun, et al. Deep learning based fast automatic adjustment method for cross-section power of bulk power grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(2): 181-190.
- [24] 赵慧敏,帅智康,沈阳,等.基于深度学习的多虚拟同步机微电网在线暂态稳定评估方法[J].电力系统自动化,2022,46(9):109-117. ZHAO Huimin, SHUAI Zhikang, SHEN Yang, et al. Online transient stability assessment method for microgrid with multiple virtual synchronous generators based on deep learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(9): 109-117.
- [25] NAHUM-SHANI I, QIAN M, ALMIRALL D, et al. Q-learning: a data analysis method for constructing adaptive interventions [J]. Psychological Methods, 2012, 17(4): 478-494.
- [26] GRONDMAN I, BUSONI L, LOPES G A D, et al. A survey of actor-critic reinforcement learning: standard and natural policy gradients [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Part C (Applications and Reviews), 2012, 42(6): 1291-1307.
- [27] VELUSAMY B, ANOUNEIA S M, ABRAHAM G. Reinforcement learning approach for adaptive E-learning systems using learning styles [J]. Information Technology Journal, 2013, 12(12): 2306-2314.
- [28] 蔺伟山,王小君,孙庆凯,等.不确定性环境下基于深度强化学习的综合能源系统综合调度[J].电力系统保护与控制,2022,50(18):50-60. LIN Weishang, WANG Xiaojun, SUN Qingkai, et al. Dynamic dispatch of an integrated energy system based on reinforcement learning in an uncertain environment [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(18): 50-60.
- [29] 滕贤亮,高宗和,朱斌,等.智能电网调度控制系统AGC需求分析及关键技术[J].电力系统自动化,2015,39(1):81-87. TENG Xianliang, GAO Zonghe, ZHU Bin, et al. Requirements analysis and key technologies for automatic generation control for smart grid dispatching and control systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(1): 81-87.
- [30] 冯斌,胡轶婕,黄刚,等.基于深度强化学习的新型电力系统调度优化方法综述[J].电力系统自动化,2023,47(17):187-199. FENG Bin, HU Yijie, HUANG Gang, et al. Review on optimization methods for new power system dispatch based on deep reinforcement learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(17): 187-199.
- [31] 束嘉伟,杨挺,耿毅男,等.面向电力知识图谱构建的重叠实体关系联合抽取方法[J/OL].高电压技术:1-11[2024-06-11]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230772>. SHU Jiawei, YANG Ting, GENG Yinan, et al. A joint extraction method for overlapping entity relationships in the

- construction of electric power knowledge graph[J/OL]. High Voltage Engineering: 1-11 [2024-06-11]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230772>.
- [32] NICHOLSON D N, GREENE C S. Constructing knowledge graphs and their biomedical applications[J]. Computational and Structural Biotechnology Journal, 2020, 18: 1414-1428.
- [33] HOFFART J, SUCHANEK F M, BERBERICH K, et al. YAGO2: a spatially and temporally enhanced knowledge base from Wikipedia[J]. Artificial Intelligence, 2013, 194: 28-61.
- [34] 蒲天骄,谈元鹏,彭国政,等. 电力领域知识图谱的构建与应用[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2080-2091.
PU Tianjiao, TAN Yuanpeng, PENG Guozheng, et al. Construction and application of knowledge graph in the electric power field [J]. Power System Technology, 2021, 45 (6) : 2080-2091.
- [35] 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 Yinqiang, 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.
- [36] AL-MOSLMI T, GALLOFRÉ OCAÑA M, L OPDAHL A, et al. Named entity extraction for knowledge graphs: a literature overview[J]. IEEE Access, 2020, 8: 32862-32881.
- [37] 陈宗源,余涛,丁茂生,等. 基于时空卷积动态知识图谱的新能源消纳评估方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(15): 46-54.
CHEN Zongyuan, YU Tao, DING Maosheng, et al. Renewable energy accommodation assessment method based on spatio-temporal convolution dynamic knowledge graph [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 46-54.
- [38] 刘梓权,王慧芳. 基于知识图谱技术的电力设备缺陷记录检索方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14): 158-164.
LIU Ziquan, WANG Huifang. Retrieval method for defect records of power equipment based on knowledge graph technology [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14): 158-164.
- [39] LIU P S, TIAN B, LIU X B, et al. Construction of power fault knowledge graph based on deep learning [J]. Applied Sciences, 2022, 12(14): 6993.
- [40] LIU L Q, WANG B, MA F Q, et al. A concurrent fault diagnosis method of transformer based on graph convolutional network and knowledge graph [J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 837553.
- [41] IBRAHIM M, LOUIE M, MODARRES C, et al. Global explanations of neural networks: mapping the landscape of predictions [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/1902.02384>.
- [42] KIM B, DOSHI-VELEZ F. Interpretable machine learning: the fuss, the concrete and the questions [C]// 32nd International Conference on Machine Learning, July 6-11, 2015, Lille, France.
- [43] MILLER T. Explanation in artificial intelligence: insights from the social sciences [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/1706.07269>.
- [44] 景惠甜,韩丽,高志宇. 基于卷积神经网络特征提取的风电功率爬坡预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(4): 98-105.
JING Huitian, HAN Li, GAO Zhiyu. Wind power ramp forecast based on feature extraction using convolutional neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45 (4): 98-105.
- [45] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions [C]// 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, December 4-9, 2017, Long Beach, USA: 4768-4777.
- [46] 乔骥,郭剑波,范士雄,等. 人在回路的电网调控混合增强智能初探: 基本概念与研究框架[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(1): 1-15.
QIAO Ji, GUO Jianbo, FAN Shixiong, et al. Human-in-the-loop hybrid-augmented intelligence method for power system dispatching: basic concept and research framework [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 1-15.
- [47] ZHENG N N, LIU Z Y, REN P J, et al. Hybrid-augmented intelligence: collaboration and cognition [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(2): 153-179.
- [48] WANG F Y, GUO J B, BU G Q, et al. Mutually trustworthy human-machine knowledge automation and hybrid augmented intelligence: mechanisms and applications of cognition, management, and control for complex systems [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2022, 23(8): 1142-1157.
- [49] WEI J, TAY Y, BOMMASANI R, et al. Emergent abilities of large language models [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2206.07682>.
- [50] WINATA G I, MADOTTO A, LIN Z J, et al. Language models are few-shot multilingual learners [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2109.07684>.
- [51] KAPLAN J, MCCANDLISH S, HENIGHAN T, et al. Scaling laws for neural language models [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2001.08361>.
- [52] TAO Z W, LIN T E, CHEN X C, et al. A survey on self-evolution of large language models [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2404.14387>.
- [53] LYU Q, TAN J, ZAPADKA M E, et al. Translating radiology reports into plain language using ChatGPT and GPT-4 with prompt learning: results, limitations, and potential [J]. Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art, 2023, 6(1): 9.
- [54] Open AI. Models-GPT-3 [EB/OL]. [2023-03-12]. <https://platform.openai.com/docs/models/gpt-3>.
- [55] 钱力,刘熠,张智雄,等. ChatGPT的技术基础分析[J]. 数据分析与知识发现, 2023, 7(3): 6-15.
QIAN Li, LIU Yi, ZHANG Zhixiong, et al. An analysis on the basic technologies of ChatGPT [J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2023, 7(3): 6-15.
- [56] 罗锦钊,孙玉龙,钱增志,等. 人工智能大模型综述及展望[J]. 无线电工程, 2023, 53(11): 2461-2472.
LUO Jinzhao, SUN Yulong, QIAN Zengzhi, et al. Overview and prospect of artificial intelligence large models [J]. Radio Engineering, 2023, 53(11): 2461-2472.
- [57] 刘睿珩,叶霞,岳增营. 面向自然语言处理任务的预训练模型综述[J]. 计算机应用, 2021, 41(5): 1236-1246.
LIU Ruiheng, YE Xia, YUE Zengying. Review of pre-trained

- models for natural language processing tasks [J]. *Journal of Computer Applications*, 2021, 41(5): 1236-1246.
- [58] LI B Z, GU J J, JIANG W Z. Artificial intelligence (AI) chip technology review [C]// 2019 International Conference on Machine Learning, Big Data and Business Intelligence (MLBDBI), November 8-10, 2019, Taiyuan, China: 114-117.
- [59] 鲁蔚征,张峰,贺寅烜,等.华为昇腾神经网络加速器性能评测与优化[J].*计算机学报*,2022,45(8):1618-1637.
LU Weizheng, ZHANG Feng, HE Yinxuan, et al. Evaluation and optimization for Huawei ascend neural network accelerator [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2022, 45(8): 1618-1637.
- [60] 叶青.南网数研院:研发我国首款电力专用主控芯片“伏羲”实现规模化应用[J].*广东科技*,2021,30(9):29-30.
YE Qing. Southern Network Institute of Mathematics: research and development of China's first power dedicated main control chip "Fuxi" to achieve large-scale application [J]. *Guangdong Science & Technology*, 2021, 30(9): 29-30.
- [61] RAHAMAN M S, TAHMID AHSAN M M, ANJUM N, et al. From ChatGPT-3 to GPT-4: a significant advancement in AI-driven NLP tools[J]. *Journal of Engineering and Emerging Technologies*, 2023, 1(1): 50-60.
- [62] 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 Junhua, WEN Fushuan, HUANG Jianwei, 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.
- [63] ZHENG Honghao, HAO Yinuo, YU Hongtao, et al. Chinese named entity recognition method based on XLnet embedding [J]. *Journal of University of Information Engineering*, 2021, 22(4): 473-477.
- [64] CUI G Y, WEI Z W. MGNN: graph neural networks inspired by distance geometry problem[EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2201.12994>.
- [65] QI D, SU L, SONG J, et al. ImageBERT: cross-modal pre-training with large-scale weak-supervised image-text data[EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2001.07966>.
- [66] SUN C, BARADEL F, MURPHY K, et al. Learning video representations using contrastive bidirectional transformer[EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/1906.05743>.
- [67] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, et al. Learning transferable visual models from natural language supervision [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2103.00020>.
- [68] YANG Z Y, FANG Y W, ZHU C G, et al. I-code: an integrative and composable multimodal learning framework[EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2205.01818>.
- [69] ELSE H. Abstracts written by ChatGPT fool scientists [J]. *Nature*, 2023, 613(7944): 423.
- [70] 李天研.南方电网发布首个电力“大模型”,智能客服比例将达75%[J].*农村电工*,2024,32(1):3.
LI Tianyan. China Southern Power Grid released the first power "big model", and the proportion of intelligent customer service will reach 75%[J]. *Rural Electrician*, 2024, 32(1): 3.
- [71] XU P, ZHU X T, CLIFTON D A. Multimodal learning with transformers: a survey[EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2206.06488>.
- [72] RADFORD A, NARASIMHAN K, SALIMANS T, et al. Improving language understanding by generative pre-training [EB/OL]. [2023-09-30]. https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf.
- [73] BROWN T B, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2005.14165>.
- [74] LIU Y, OTT M, GOYAL N, et al. A robustly optimized BERT pretraining approach[EB/OL]. [2023-09-30]. <https://arxiv.org/abs/1907.11692>.
- [75] LARA J D, HENRIQUEZ-AUBA R, RAMASUBRAMANIAN D, et al. Revisiting power systems time-domain simulation methods and models[EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2301.10043>.
- [76] HAY S, FERGUSON A. A review of power system modelling platforms and capabilities[J]. *IET Special Interest Publication for the Council for Science and Technology*, 2015, 3: 3-13.
- [77] LÓPEZ J M G, POURESMAEIL E, CAÑIZARES C A, et al. Smart residential load simulator for energy management in smart grids[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(2): 1443-1452.
- [78] 余涛,王梓耀,孙立明,等.支撑新型配电网数字化规划的图形-模型-数据融合关键技术[J].*电力系统自动化*,2024,48(6): 139-153.
YU Tao, WANG Ziyao, SUN Liming, et al. Key technologies for graph-model-data fusion supporting digital planning of new distribution networks [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(6): 139-153.
- [79] 郭少勇,刘岩,邵苏杰,等.新型电力系统数据跨域流通泛安全边界防护技术[J].*电力系统自动化*,2024,48(6):96-111.
GUO Shaoyong, LIU Yan, SHAO Sujie, et al. Ubiquitous security boundary protection technology for cross-domain data circulation in new power system [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(6): 96-111.
- [80] 陈志威,吴毓峰,潘振宁,等.基于图表示学习和特征引导的电力系统运行场景生成方法[J/OL].*中国电机工程学报*:1-13 [2023-12-15]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.231311>.
CHEN Zhiwei, WU Yufeng, PAN Zhenning, et al. et al. A power system operating scenario generation method based on graph representation learning and feature guidance [J]. *Proceedings of the CSEE*: 1-13[2023-12-15]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.231311>.
- [81] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, et al. Learning transferable visual models from natural language supervision [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2103.00020>.
- [82] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale[EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2010.11929>.
- [83] ZHANG J W, ZHANG H P, XIA C Y, et al. Graph-BERT: only attention is needed for learning graph representations[EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2001.05140>.
- [84] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language

- understanding [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/1810.04805>.
- [85] YUN S, JEONG M, KIM R, et al. Graph transformer networks [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2019, 32.
- [86] NI M H, HUANG H Y, SU L, et al. M3P: learning universal representations via multitask multilingual multimodal pre-training [C]// 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 19-25, 2021, Nashville, USA: 3976-3985.
- [87] WANG X, CHEN G Y, QIAN G W, et al. Large-scale multimodal pre-trained models: a comprehensive survey [J]. *Machine Intelligence Research*, 2023, 20(4): 447-482.
- [88] GIRDHAR R, EL-NOUBY A, LIU Z, et al. ImageBind one embedding space to bind them all [C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 17-24, 2023, Vancouver, Canada: 15180-15190.
- [89] YU J H, WANG Z R, VASUDEVAN V, et al. CoCa: contrastive captioners are image-text foundation models [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2205.01917>.
- [90] ZHANG Y, LI Y F, CUI L Y, et al. Siren's song in the AI ocean: a survey on hallucination in large language models [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2309.01219>.
- [91] 张泽簇, 王飞, 张安岭, 等. 知识图谱在电力故障诊断领域的研究与应用综述 [J]. *工业控制计算机*, 2023, 36(10): 150-152.
ZHANG Zebin, WANG Fei, ZHANG Anling, et al. Review of study and application of knowledge graph in power fault diagnosis [J]. *Industrial Control Computer*, 2023, 36(10): 150-152.
- [92] PAN S R, LUO L H, WANG Y F, et al. Unifying large language models and knowledge graphs: a roadmap [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2306.08302>.
- [93] SHEN L, SUN Y, YU Z Y, et al. On efficient training of large-scale deep learning models: a literature review [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2304.03589>.
- [94] WU X X, DYER E, NEYSHABUR B. When do curricula work? [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2012.03107>.
- [95] JIANG A H, WONG D L K, ZHOU G, et al. Accelerating deep learning by focusing on the biggest losers [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/1910.00762>.
- [96] KANG M, BAEK J, HWANG S J. KALA: knowledge-augmented language model adaptation [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2204.10555>.
- [97] SONG Z R, XU Y H, LI H, et al. DNN training acceleration via exploring GPGPU friendly sparsity [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2203.05705>.
- [98] TAI C, XIAO T, ZHANG Y, et al. Convolutional neural networks with low-rank regularization [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/1511.06067>.
- [99] WANG S N, LI B Z, KHABSA M, et al. Linformer: self-attention with linear complexity [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2006.04768>.
- [100] ZUO S M, ZHANG Q R, LIANG C, et al. MoEBERT: from BERT to mixture-of-experts via importance-guided adaptation [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2204.07675>.
- [101] MALL U, HARIHARAN B, BALA K. Zero-shot learning using multimodal descriptions [C]// 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 19-20, 2022, New Orleans, USA: 3930-3938.
- [102] SUN Q, FANG Y X, WU L, et al. EVA-CLIP: improved training techniques for CLIP at scale [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2303.15389>.
- [103] HU Z Q, WANG L, LAN Y H, et al. LLM-adapters: an adapter family for parameter-efficient fine-tuning of large language models [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2304.01933>.
- [104] HU E J, SHEN Y L, WALLIS P, et al. LoRA: low-rank adaptation of large language models [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2106.09685>.
- [105] LI X L, LIANG P. Prefix-tuning: optimizing continuous prompts for generation [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2101.00190>.
- [106] LESTER B, AL-ROUF, CONSTANT N. The power of scale for parameter-efficient prompt tuning [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2104.08691>.
- [107] Nvidia. NVIDIA H100 Tensor Core GPU [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.nvidia.cn/data-center/h100/>.
- [108] Ascend. 昇腾 AI [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.hiascend.com/zh/>.
Ascend. Ascend AI [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.hiascend.com/zh/>.
- [109] 昆仑芯 [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.kunlunxin.com/>.
KUNLUNXIN [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.kunlunxin.com/>.
- [110] 寒武纪产品技术 [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.cambricon.com/>.
Cambricon product technology [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.cambricon.com/>.
- [111] TVM. Apache TVM [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://tvm.apache.org>.
- [112] DeepSpeed. Latest news [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.deepspeed.ai/>.
- [113] PyTorch. Get started [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://pytorch.org/>.
- [114] TensorFlow. 使用 TensorFlow 创建生产级机器学习模型 [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://tensorflow.google.cn/?hl=zh-cn>.
TensorFlow. Creating a production level machine learning model using TensorFlow [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://tensorflow.google.cn/?hl=zh-cn>.
- [115] GitHub. Jax [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://github.com/google/jax>.
- [116] 昇思 [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.mindspore.cn/>.
MindSpore [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.mindspore.cn/>.
- [117] PP 飞桨. 源于产业实践的开源深度学习平台 [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.paddlepaddle.org.cn/>.
PP PaddlePaddle. Open source deep learning platform derived from industrial practice [EB/OL]. [2023-11-04]. <https://www.paddlepaddle.org.cn/>.

- www.paddlepaddle.org.cn/.
- [118] 谈竹奎,余涛,蓝超凡,等. 电力指纹技术[M].北京:中国电力出版社,2022.
TAN Zhukui, YU Tao, LAN Chaofan, et al. Power fingerprint technology [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2022.
- [119] 曹华珍. 电力负荷特性智能分析技术[M].北京:中国电力出版社,2023.
CAO Huazhen. Intelligent analysis technology for power load characteristics [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2023.
- [120] 陆俊,朱炎平,彭文昊,等. 智能用电用户行为分析特征优选策略[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(5): 58-63.
LU Jun, ZHU Yanping, PENG Wenhao, et al. Feature selection strategy for electricity consumption behavior analysis in smart grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(5): 58-63.
- [121] 黄小猛,林岩奎,熊巍,等. 数值预报AI气象大模型国际发展动态研究[J]. 大气科学学报, 2024, 47(1): 46-54.
HUANG Xiaomeng, LIN Yanluan, XIONG Wei, et al. Research on international developments of AI large meteorological models in numerical forecasting [J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2024, 47(1): 46-54.
- [122] 杨博,余涛,孙立明. 人工智能在新能源发电系统中的应用[M].北京:中国电力出版社,2023.
YANG Bo, YU Tao, SUN Liming. Artificial intelligence applications in renewable energy systems[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2023.
- [123] RASUL K, ASHOK A, WILLIAMS A R, et al. Lag-llama: towards foundation models for probabilistic time series forecasting [EB/OL]. [2023-09-30]. <http://arxiv.org/abs/2310.08278>.
- [124] 余涛. 智能发电控制[M].北京:科学出版社,2019.
YU Tao. Smart generation control [M]. Beijing: Science Press, 2019.
- [125] 肖仰华. 生成式语言模型与通用人工智能:内涵、路径与启示[J]. 人民论坛·学术前沿, 2023(14): 49-57.
XIAO Yanghua. Generative language model and artificial general intelligence: connotation, approach and implications [J]. Frontiers, 2023(14): 49-57.
- [126] 秦瑞琳,周昌乐,晁飞. 机器意识研究综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(1): 18-34.
QIN Ruilin, ZHOU Changle, CHAO Fei. A survey on machine consciousness [J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(1): 18-34.

李 鹏(1973—),男,博士,教授级高级工程师,主要研究方向:电网数字化、智能化。E-mail:lipeng@csg.cn

余 涛(1974—),男,通信作者,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:复杂电力系统的非线性控制理论、优化及机器学习。E-mail:taoyul@scut.edu.cn

李立涅(1941—),男,中国工程院院士,博士生导师,主要研究方向:透明电网、数字电网、高电压技术。

(编辑 章黎)

Retrospect and Prospect of Artificial Intelligence for Electric Power System —From Domain Intelligence to General Intelligence

LI Peng¹, YU Tao², LI Licheng^{2,3}, ZHANG Xiaoshun⁴, PAN Zhenning², HUANG Wenqi¹, HUANG Zhanhong²

(1. Novel Electric Power System (Beijing) Research Institute of China Southern Power Grid, Beijing 102209, China;

2. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

3. China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510623, China;

4. Foshan Graduate School of Innovation, Northeastern University, Foshan 528311, China)

Abstract: In the background of rapid development of new power systems, the deep coupling between massive multi-source heterogeneous information and diverse business brings significant challenges such as strong complexity and randomness in the power system operation. Concurrently, accelerating the construction of a flexible and intelligent new power system is a crucial strategy for energy development. There is an urgent need to establish a technology system of artificial intelligence for electric power system (AI EPS) that is intelligent, self-adaptive, and secure, in order to promote the intelligent transformation and development of the new power system. This paper reviews and summarizes the evolution and current research status of AI EPS technologies. It analyzes the technical framework, principles, and key technical methods for the new generation of AI EPS, which is based on pre-trained multimodal large models. The application schemes for power large model technology in the scenarios such as perception prediction, dispatching and control decision-making, and operation planning are proposed. The technical challenges and application bottlenecks faced by electric artificial intelligence based on power large models are discussed. Finally, the application of electric artificial general intelligence technology is summarized and prospected.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52207105).

Key words: new power system; artificial intelligence; large model; data-driven

