

电力人工智能技术研究框架、应用现状及展望

蒲天骄, 赵琦, 王新迎

(中国电力科学研究院有限公司, 北京市 海淀区 100192)

Technology Framework, Application Status and Prospects on Electric Power Artificial Intelligence

PU Tianjiao, ZHAO Qi, WANG Xinying

(China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China)

ABSTRACT: Integrating energy and digital revolutions is pivotal for green, low-carbon transformations and achieving "dual-carbon" goals. With breakthroughs in generative large-scale models, artificial intelligence (AI) has evolved from traditional perceptual discrimination to generative decision-making. This enhances solutions for cognitive reliability, interpretability of scheduling decisions, and scenario adaptability in power system construction. Focused on electric power artificial intelligence (EPAI), this paper proposes a roadmap comprising basic technology, data intelligence, perceptual, cognitive, and decision-making intelligence. It details each direction's application status, technological maturity, and current EPAI status. It analyzes EPAI application difficulties in the power sector by addressing challenges like interpretability and security. Proposing core technological directions, it anticipates their application effectiveness in new power system construction, aiming to empower AI technology in energy and power businesses.

KEY WORDS: electric power artificial intelligence (EPAI); cognitive decision-making; technological maturity; application challenge; key technology

摘要: 能源革命与数字革命深度融合是促进能源电力领域绿色低碳转型升级, 加速“双碳”目标实现的重要途径。伴随着生成式大模型的突破, 人工智能技术已经从传统的感知判别式向生成决策式升级, 为新型电力系统建设在电力运检、调度决策、智慧客服等业务领域所面临的认知推理可靠性弱、调度决策可解释性差、场景变化适应性弱等难题提供更加智能化和创新性的解决方案。该文以电力人工智能为核心, 系统性地提出了包含基础技术、数据智能、感知智能、认知智能、决策智能五大方向的电力人工智能技术图谱, 详细阐述了各技术方向的应用现状和成熟度, 并总结了电力人工智能技术总现状; 同时, 立足人工智能技术本身在可解释性、

安全性、算力支撑等方面面临的发展挑战, 聚焦电力业务, 深入分析了电力人工智能技术应用存在的困难和挑战; 针对上述挑战, 提出了亟待攻关的核心技术方向, 展望了这些技术突破在新型电力系统建设中的应用前景。该文旨在推动人工智能技术与能源电力业务的深度融合, 助力新型电力系统建设。

关键词: 电力人工智能; 认知决策; 技术成熟度; 应用挑战; 关键技术

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1350

0 引言

随着新一轮科技革命和产业变革的持续深化, 人工智能已成为新质生产力的重要驱动力^[1]。在2023年12月的中央经济工作会议上, 习近平总书记指出, 要发展数字经济, 加快推动人工智能的发展, 广泛应用数智技术和绿色技术, 促进传统产业的转型升级^[2-3]。2024年政府工作报告也指出, 深化大数据、人工智能等研发应用, 开展“人工智能+”行动, 打造具有国际竞争力的数字产业集群。与此同时, 随着生成式大模型的突破, 人工智能技术正迈入一个全新的阶段, 有如下几个特征: 1) 创造性增强。具备生成高度逼真的图像、音频、视频和文本能力, 进一步拓展了人工智能技术应用领域。2) 自主学习能力强化。能够从海量数据中自主提取规律和特征, 实现智能化决策和推理。3) 跨模态交互。实现多种数据类型的跨模态交互, 更全面理解和处理复杂现实世界问题^[4]。

电力人工智能 (electric power artificial intelligence, EPAI), 即人工智能技术与电力系统物理规律、技术与知识的融合创新^[5], 经历了第一代的知识驱动与第二代的数据驱动等发展模式后, 将基于知识数据联合驱动模式^[6]与生成式电力大模型, 进一步发展专业应用算法, 提升自主学习能力、

基金项目: 国家电网公司科技项目(5700-202455328A-2-1-ZX)。

Project Supported by the Science and Technology Project of SGCC (5700-202455328A-2-1-ZX).

智能计算效率和决策泛化能力。

然而，新型电力系统面临着高随机性、强耦合性和多时间尺度等挑战^[7]，主要体现在：1) 多形态电网并存、设备繁多、耦合关系复杂导致的建模机理不明确，建模过程中存在大量的假设与简化。2) 电网灵活调节能力增强带来的电网运行状态与可控量维度增大，使得计算维数灾问题突显。3) 高比例新能源及多元负荷的灵活接入，引发了源荷双侧随机特性强，同时新能源出力及负荷难以精准预测。4) 发电厂、输电网络、配电网、各类能源市场运营商以及用户的参与，使得多主体之间存在复杂的相互作用和协调关系，同时优化过程也需要考虑供电可靠性、经济性、环境友好性等多个目标，传统的运筹优化方法难以解决上述多主体协同与多目标优化问题。

在此背景下，基于知识数据联合驱动与生成式大模型的电力人工智能技术，将通过整合多源数据，包括电网运行数据、气象数据、能源市场数据等，建立全面、准确的数据基础，为电力系统的认知推理等提供可靠的数据支撑。同时，通过提高自主学习能力，利用大模型等技术，从数据中学习并逐步改进其模型和算法，以应对电力系统运行中机理不明确、不确定性强等多种复杂情况。

然而，由于人工智能技术的多样性及其在电力系统各领域应用成熟度的参差不齐，如何系统性认知电力人工智能技术，全面分析各业务领域技术应用水平与未来亟待攻关技术方向，对于进一步深化人工智能技术与电力业务的深度融合，推动电力系统智能化转型升级十分关键。

针对上述问题和挑战，本文研究创新点在于：

1) 知识整合与技术图谱构建。通过跨学科知识整合，本文首次提出了一个全面的电力人工智能技术图谱，该图谱涵盖从基础技术、数据智能、感知智能、认知智能、决策智能多个层面，不仅为电力行业的技术发展提供了宏观视角，还为研究人员和从业人员提供了一个系统化的知识框架，有助于促进电力人工智能领域的交流与合作，推动技术进步和创新。

2) 技术成熟度评估。本文深入分析了电力人工智能在各个技术方向的业务应用现状，并对其技术成熟度进行了细致评估。这不仅帮助行业内外人士理解当前电力人工智能的发展水平，还为电力行业的技术进步提供了参考和指导。

3) 未来技术方向的前瞻性指导。本文深度剖析了人工智能技术与业务融合在感知鲁棒性、推理

准确性、决策安全性等方面的多重挑战，并提出了未来亟需攻关方向，如基于生成式大模型的多模态数据融合、机理-数据融合驱动的认知推理、人机混合增强等，为电力人工智能技术发展提供战略指导。

通过上述观点的提出，本文提供了一个结构化的视角来理解和应用电力人工智能技术，帮助电力行业识别和优先考虑技术投资与研发重点，并指明了技术发展的未来路径，不仅为学术界提供了一个电力人工智能领域的研究框架，也为工业界和产业界提供了实现技术革新和提升电力系统效率的实用指南。

1 电力人工智能技术图谱

1.1 电力人工智能技术图谱概况

电力人工智能技术图谱是人工智能技术在电力行业应用和发展的体系化展示。通过深入分析电力行业需求，立足现有技术发展现状与趋势，通过多轮专家咨询，最终形成了一个系统性的电力人工智能技术图谱。需要说明的是，技术图谱是动态的，后续会根据技术和业务的发展进行优化调整。

电力人工智能技术图谱包含基础技术、数据智能、感知智能、认知智能以及决策智能，如图1所示。

基础技术为电力人工智能的发展提供技术支撑和软硬件支持，包括各种算法、模型、计算框架等。

数据智能利用数据融合和数据分析等技术，高效分析挖掘电力系统海量数据信息和规律，并增强小样本等业务数据，同时保障数据安全性，为电力人工智能技术分析及应用提供良好数据支持。

感知智能利用电力多模态、听觉、视觉等感知技术，通过传感器、监测设备等，全方位获取电力系统参数和状态信息，实现电力系统运行状态的实时监测和识别。

认知智能利用电力知识建模计算、认知推理等技术，将感知到的多模态数据和知识进行有效融合，实现对电力系统复杂情况的识别和理解。

决策智能通过群体智能、混合智能等技术，结合认知智能的分析结果和实时数据，实现对电力系统的智能调度和决策优化。

5个方向多维度分层次共同构建电力人工智能技术框架，从基础技术支撑到数据高效融合分析，进而通过深度感知，最终实现复杂电力系统智慧决策，助力电力行业智能化转型升级。

1.2 基础技术

1.2.1 定义及主要研究内容

电力人工智能基础技术是关于算力、数据、算

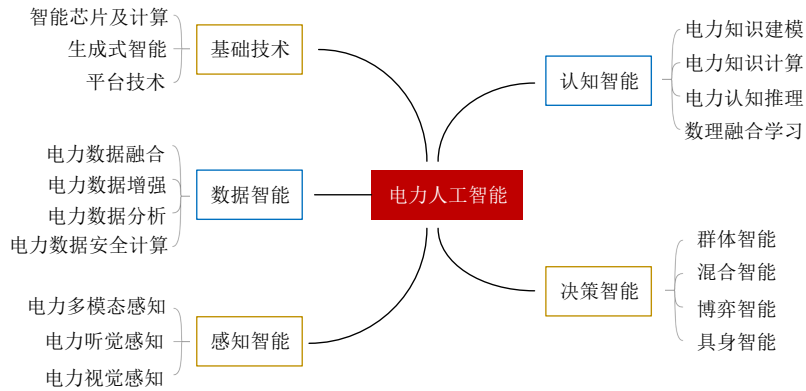


图1 电力人工智能技术图谱

Fig. 1 Technology graph on electric power artificial intelligence

法模型等的共性技术，主要包括智能芯片及计算、生成式智能、平台技术等，如图2所示。

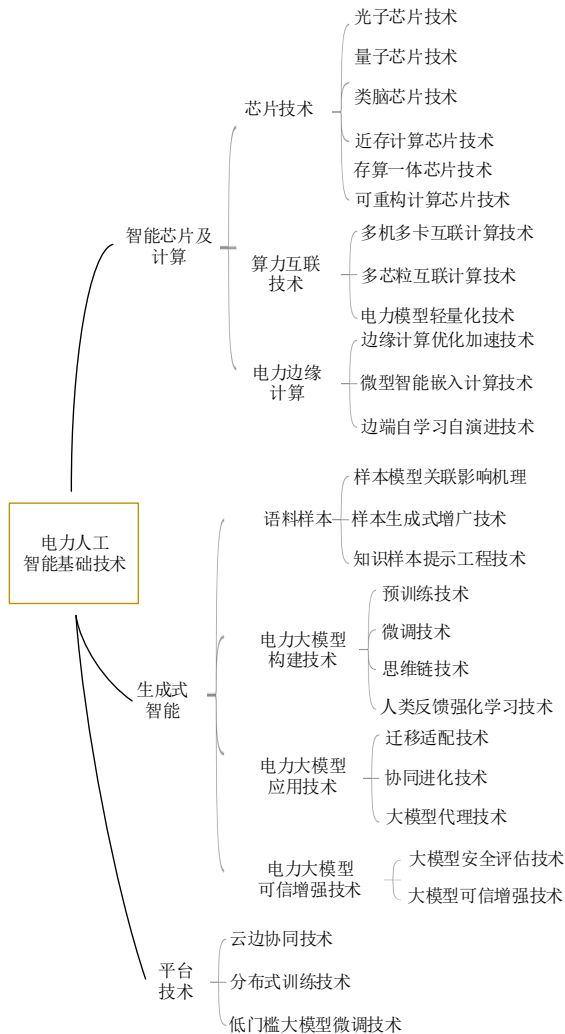


图2 电力人工智能基础技术图谱

Fig. 2 Basic technology graph on electric power artificial intelligence

1) 智能芯片及计算是电力人工智能发展和应用的基础。随着模型体量与复杂程度的升级，尤其是随着大模型的出现及演进，电力人工智能对于算力的需求也日益提升，其不仅要求更高的算力绝对

数值，也对算力部署的灵活性、便捷性提出了挑战。在芯片技术方面，随着后摩尔时代的来临，传统的以电子为介质、遵循冯·诺依曼体系架构的芯片在计算效率、计算能耗等方面的表现已经不足以满足电网海量异构的计算需求。未来，芯片计算介质具有向光子^[8-9]、量子^[10]等新形式发展的趋势，而近存计算、存算一体及类脑架构^[11]的出现也有效弥补了传统计算架构的先天不足。除了上述算力提升技术，多芯粒互联计算与多机多卡互联计算技术也进一步促进了算力的集成。此外，这些技术还使得算力的下沉、灵活编排与分配成为可能，促进了边缘智能技术的发展和实用化，为电力人工智能技术的落实落地打通了“最后一公里”。

2) 生成式智能是一种新兴的人工智能技术，从海量的电力样本中提炼知识，有助于提升电力系统效率、增强稳定性以及优化能源配置。生成式智能主要包括样本治理、模型训练及部署应用3个关键环节。基于缩放法则进行电力行业数据及通用数据配比，构建无监督和有监督样本，支撑模型训练；利用预训练^[12]、指令微调^[13]、思维链和人类反馈强化学习等技术，构建电力生成式智能模型，提升其理解和生成电力领域相关文本的能力^[14]；进而通过模型量化、并行计算等技术完成模型高效推理和轻量化部署，将构建好的电力生成式模型应用于实际场景中，实现电力领域的智能优化和决策^[15]。同时，为了确保电力生成式模型的可信度和安全性，生成式智能还注重安全评估和可信增强技术的研究和应用，以保障电力生成式模型在应用中能够保持高度的稳定性和可靠性。

3) 平台技术是指一系列用于支持电力人工智能模型开发、训练和应用的先进技术手段。它涵盖了云边协同技术、分布式训练技术以及低门槛大模型微调技术等多个方面。通过整合云端强大的计算

资源和边缘端的实时数据处理能力,实现了模型训练与推理的高效协同,提升了电力人工智能系统的响应速度和处理效率;利用多机多卡的环境,将训练任务分解到多个计算节点上并行处理,显著加速模型训练过程,支撑大规模电力数据处理分析。同时支持大模型微调以适应不同的电力应用场景。

1.2.2 应用情况

在智能芯片及计算方面,目前已经有不少高算力芯片实现了在电网中的应用。例如北京智芯微电子研发的猎鹰 A101 芯片,就被搭载于输电线路融合型智慧终端等装置和设备中,为就地参数分析、就地视频处理提供了支撑。A101 芯片采用的神经网络核可在 0.5 W 的功耗下提供 1.2 万亿次操作/s 的算力,相比同类产品拥有更高的运行能效,有效缓解了边缘计算设备对高性能电池和大尺寸太阳能板的依赖。在进行输电线路通道检测时,A101 芯片可将单张图片推理时间控制在 0.31 s 左右,为输电线路提供持续有效的监护^[16]。此外,也有学者探索了存算一体芯片在电网的应用价值,并从云、边、端各层级详细梳理了潜在应用场景^[17]。

算力和计算能效的提升进一步促进了电力边缘智能技术发展,尤其是在电力视觉领域,模型轻量化、知识蒸馏等技术使得异常目标识别模型向电力现场的下沉成为可能,为输电线路周遭异常目标监测^[18-19]、电力设施设备缺陷识别^[20]等提供了智能高效手段。例如,通过模型剪枝等技术^[18]在不损失识别精度的前提下,将输电线路异常目标识别模型压缩至原大小的 58.1%,并使推理时间从 213 ms 缩短至了 165 ms。搭载上述算法的边缘智能网关已在天津滨兴一线、滨海站进行试点应用,具体部署情况如图 3 所示。

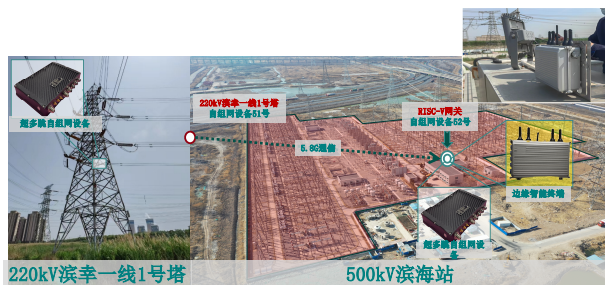


图3 电力边缘智能终端在天津的试点应用情况

Fig. 3 Pilot application of power edge intelligent terminals in Tianjin

生成式智能在电力系统的应用还处于起步阶段,南方电网公司做了一些简单的业务场景尝试,发布的“大瓦特”模型已经实现人工替代率 80%,并应用在发输变配用各领域 80 余个场景^[21];广西电网公司基于南方电网“大瓦特”应用,将输电线路

路缺陷隐患识别效率提升了 5 倍,平均缺陷识别率为 91.24%,准确率提升了 15%^[21];国家电网公司发布了首个千亿级多模态行业大模型—光明电力大模型,为电网安全稳定运行、促进新能源消纳、做好供电服务提供“超级大脑”。

在平台方面,目前国家电网公司、南方电网公司均已完成了人工智能平台在总部侧和省侧的全面部署,支撑负荷预测、输电无人机巡检、作业现场违章行为识别等电力专业应用人工智能模型训练、推理。例如在调控领域,人工智能平台通过提供分布式计算加速、一站式图形化交互建模能力,实现了调度领域负荷预测、故障预测等模型的构建与快速发布,支持离线和在线两种部署方式^[22];在架空线路无人机巡检领域,电力人工智能平台结合 AutoML 技术,不仅提升了绝缘子自爆和鸟巢的识别精度,分别达到了 91.36%和 86.13%以上,同时还通过快速提供各类缺陷模型并迅速部署,为无人机智能巡检场景的建设提供了有力支持^[23]。

1.2.3 技术成熟度分析

参考国家标准《科学技术研究项目评价通则》(GB/T 22900—2022),结合电力人工智能学科特色,对电力人工智能技术进行成熟度分析。基础技术目前整体技术成熟度较低,处于研究探索水平。

在智能芯片及计算方面,目前基于新型介质的计算技术如光子计算、量子计算等机理已经明确,实验室样机也不断涌现,然而其规模化量产路径依旧缺失;另一方面,近存计算、存算一体、类脑计算等新型计算架构芯片则处于商业新兴阶段,要实现在电网内的全面推广应用还需要一定时间,且高算力芯片普遍依赖于国外供应链,面临“卡脖子”问题,与电网对于器件供应可靠性的要求相悖。同时受到国外技术限制影响的还有芯粒互联等技术,有大量技术壁垒需要攻破。对于电力边缘智能技术,目前国内外已有大量研究成果,人工智能模型轻量化手段层出不穷,且已在部分电力现场得到了实际应用。

生成式智能已经突破了视觉大模型和语义大模型的预训练、微调技术;多模态生成智能发展迅速,在图生文、文生图、文生视频等方面也取得了一些突破;然而,受限于能源电力领域专业性、安全性、准确性的高要求,可信增强、智能代理构建等技术在电力领域应用仍处于研究阶段。

人工智能平台在支撑参数量较小的电力人工智能模型训练、推理、部署、管理等方面已非常成熟;然而随着大模型在电力领域中的应用越来越

多,对于人工智能平台的分布式并行计算、云边协同、自动化微调训练技术提出了更高的要求。分布式并行计算方面,人工智能平台中基于数据并行方式无法支撑大模型训练,亟需探索新的分布式并行训练方式。云边协同方面,亟需引入新的知识蒸馏、模型轻量化技术,实现大模型轻量化。自动化微调训练方面,平台中预置的分层冻结式微调方法已无法适应电力大模型微调,亟需探索提示微调等新的快速微调技术。

1.3 数据智能

1.3.1 定义及主要研究内容

电力数据智能通常是指基于机器学习、深度学习等大数据智能分析方法,针对海量电力数据进行处理、分析以及挖掘,提取其中所包含的有价值的信息与知识。因此,电力数据智能技术主要包括电力数据融合、电力数据增强、电力数据分析、电力数据安全计算等4个方向技术,如图4所示。

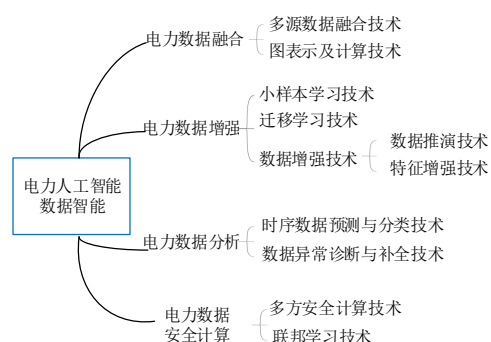


图4 电力人工智能数据智能图谱

Fig. 4 Data intelligence graph on electric power artificial intelligence

1) 电力数据融合一般包括多源数据融合、图表示及计算两个方向技术,是将多种电力数据(例如电网运行数据、用户数据、新能源发电数据、电力气象数据等)进行联合、相关、组合以及挖掘,以产生比任何单一类型电力数据更加有价值的信息,从而支撑电力应用场景分析。

2) 电力数据增强一般包括小样本学习、迁移学习、数据增强等3个方向技术,是一种解决电力人工智能模型过拟合问题的有效手段,通过一定方式来达到生成更多的电力训练样本或特征的目的,从而提升模型的泛化能力和效果。电力数据增强技术能够减少电力人工智能模型对于某些特征的过度依赖,从而避免过拟合。

3) 电力数据分析一般包括时序数据预测与分类、数据异常诊断与补全等两个方向技术,是指从海量电力数据中揭示出隐含的、先前未知的并且具有潜在价值的信息和内在规律的人工智能技术。电

力数据分析通常涉及预测、分类、数据异常诊断、数据补全等任务。

4) 电力数据安全计算一般包括多方安全计算、联邦学习等两个方向技术,是一种面向电力隐私信息全生命周期保护的计算技术,其旨在充分保护数据和隐私安全的前提下进行电力数据分析计算,达到对数据“可用、不可见”的目的,实现电力数据价值的转化和释放。其中,多方安全计算可以在密文下进行接近无损的计算,通用性较高,可适用于查询统计和机器学习等多个场景,但计算速度相对较慢;联邦学习作为一种计算精度上有损失的隐私计算方法,在计算速度上较快,并且为了提升联邦学习等统计学方法的安全性,通常还会与同态加密和差分隐私技术相结合。

1.3.2 应用情况

电力数据融合在新能源功率预测、负荷预测等电力场景已经取得良好的应用成效^[24-28]。在多源数据融合方面,研究人员融合数值天气预报、光伏发电功率、风力发电功率等多源数据,采用人工智能技术与物理方法相结合的方式,实现精准的光伏与风力短期功率预测^[24]。在图表示及计算方面,研究人员利用图机器学习挖掘相邻用户用电行为之间存在的潜在时空相关性,提出基于图神经网络的用户级负荷预测方法^[26-28],并且在实际数据中得到充分验证。

电力数据增强在电力系统场景生成、电网暂态稳定评估与样本增强、电力变压器故障样本增强等电力场景已经取得良好的应用成效^[29-34]。例如,在迁移学习方面,目前已通过迁移学习与深度神经网络相结合实现电网暂态稳定自适应评估,达到在确保迁移性能的前提下缩短迁移时间的效果,并在华中电网开展应用验证,预测准确率达98%以上^[30]。在数据增强方面,已采用条件式生成对抗网络,实现电力变压器故障样本增强与电网暂态失稳样本生成,并在国内外实际数据中得到有效验证^[31-32]。图5为电力数据增强技术在电力变压器故障样本增强场景的应用实例^[31]。

电力数据分析在负荷预测、窃电检测、电力系统量测数据异常检测与重构等电力场景已经取得良好的应用成效^[35-43]。在时序数据预测与分类方面,研究人员基于居民用户用电负荷时序数据,采用K-means聚类与长短期记忆神经网络模型,实现居民用户短期负荷预测,提升至少2%的预测精度^[35];另外,研究人员基于电力用户用电负荷时序数据,利用重采样和混集成学习,实现用户窃电检测,检测准确率达86%以上^[36]。在数据异常诊断

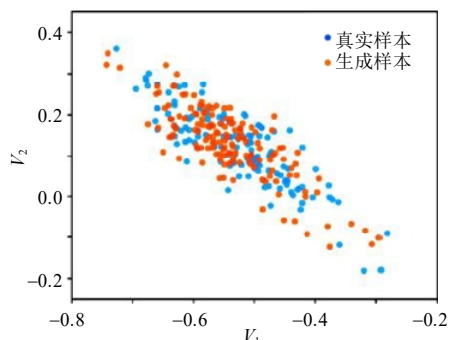


图5 电力数据增强技术在电力变压器故障样本增强场景的应用实例^[31]

Fig. 5 Application of data enhancement technology in the scene of power transformer fault sample enhancement^[31]

与补全方面, 研究人员提出基于数据驱动的电力系统同步向量数据异常诊断智能方法^[38], 图6为电力数据分析技术在数据异常诊断与补全场景应用实例^[38-39]。此外, 研究人员利用无监督生成对抗训练方式, 自主提取数据特征, 实现配电网量测数据缺失重构, 同时在国内电网公司实际数据中完成应用验证^[39]。

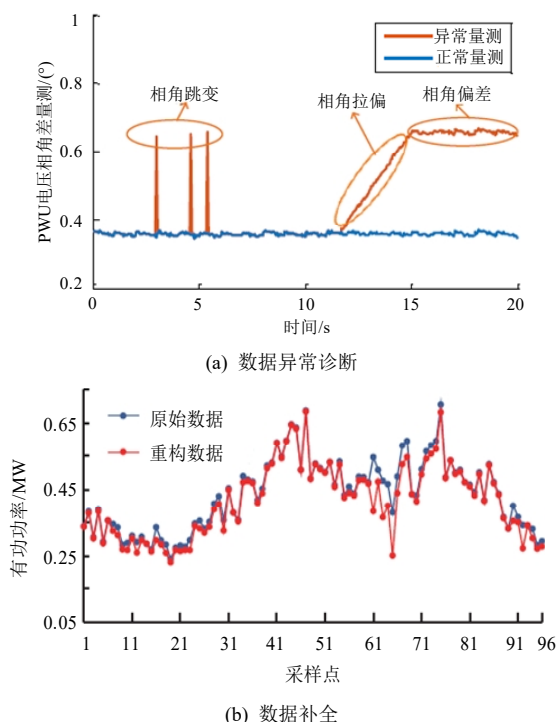


图6 电力数据分析技术在数据异常诊断与补全场景的应用实例^[38-39]

Fig. 6 Application of data analysis technology in data anomaly diagnosis and completion scenarios^[38-39]

电力数据安全计算在电力变压器故障诊断、电力用户特性辨识、分布式电源优化调度等电力场景已经取得良好的应用成效^[44-49]。例如, 在联邦学习技术方面, 针对电力变压器故障诊断应用场景, 目前已采用横向联邦学习, 通过多个参与方分布式协同训练的方式, 每个参与方分别基于自身变压器样本数据采用深度神经网络进行本地训练, 中央服务

器将本地模型进行聚合并下发至各参与方进行更新, 最终各参与方基于自身本地模型实现电力变压器故障诊断, 解决各变压器本地数据被“数据孤岛”隔离的问题, 提升变压器故障诊断准确率达97%^[44]; 此外, 研究人员使用横向联邦学习技术, 结合主成分分析与人工神经网络模型, 在保护参与方数据隐私的同时实现电力用户特性精准辨识, 并在实际数据中取得良好的应用验证效果^[45]。

1.3.3 技术成熟度分析

数据智能技术整体上达到了较高的实用化水平, 具备了较成熟的推广应用条件。

数据智能主要突破了电力数据融合、迁移学习、数据增强、电力数据分析、联邦学习等核心技术, 并且已在负荷预测、新能源功率预测、电力系统场景生成、电网暂态稳定评估与样本增强、电力变压器故障样本增强、窃电检测、电力系统量测数据异常检测与重构、电力变压器故障诊断、电力用户特性辨识、分布式电源优化调度等电力业务场景进行了推广应用, 有效提升了电网各要素、各环节的数据智能分析水平。

1.4 感知智能

1.4.1 定义及主要研究内容

电力感知智能是从电网全环节全链条全要素获取数据的手段, 主要包括电力视觉感知、电力听觉感知、电力多模态感知等技术, 如图7所示。

1) 电力视觉感知主要应用计算机视觉技术来实现对图像、视频等电网数据的理解分析^[50-51], 通过监测与跟踪图像中的电力设备状态及相关工作人员的行为, 及时发现潜在或存在的问题, 保障设备的安全运行。

2) 电力听觉感知是利用深度学习结合特征分析方法对传感器收集到的电力声纹、振动数据^[52-53]进行分析和智能辨识的技术^[54]。当电力设备健康状况不良或存在故障时, 其振动形式会发生一些变化, 通过建立振动方式变化与设备特定故障问题之间的联系, 就可以实现对于电力设备的“听诊”。

3) 电力多模态感知指的是对多种模态电力数据进行感知并根据任务需求加工与组合应用的技术^[55], 旨在对某一特定目标获取更加全面的描述。近年来, 随着多模态数据对齐与融合两个技术派系的发展, 多模态特征之间的有机融合与迁移转化变得更加自然而深入, 衍生出了多模态特征融合与多模态特征迁移等技术, 为面向电力设施设备状态评估的电气多参量融合感知与面向电力机器人控制的具身感知等提供了基础。

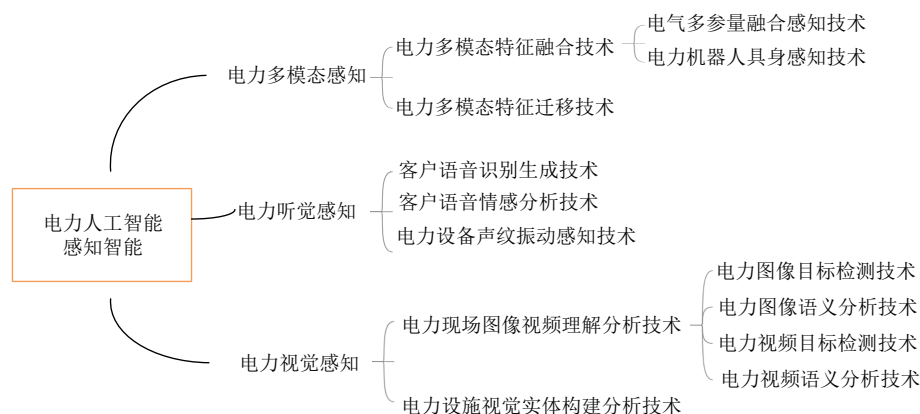


图7 电力人工智能感知智能图谱

Fig. 7 Perception intelligence graph on electric power artificial intelligence

1.4.2 应用情况

目前,电力视觉感知技术已经在电网得到了一定程度的应用,主要场景包括输电线路巡检、变电站智能巡视、电力违章监测等。

在输电线路巡检方面,销钉缺陷识别模型^[56]、绝缘子缺陷识别模型^[57]等已经有较高的识别鲁棒性,实用效果已在电力现场得到充分验证。例如提出的输电线路绝缘子缺陷识别模型^[57],对绝缘子的识别准确率和召回率均在90%以上,对掉串缺陷的初步检测准确率为89.6%,整个网络检测的精度达到92.8%。图8展示了销钉缺陷识别模型的应用效果,可准确识别出螺纹有缺损的销钉。在变电站智能巡视方面,目前已利用智能机器人拍摄到的巡视视频发现异常目标^[58]，“巡视无人化”的实现指日可待。在电力作业违章监测方面,现有算法已经可以及时可靠地完成对于未佩戴安全帽等行为的识别^[59],平均识别精度可达95.5%,且已在不少网省公司得到部署,应用状况良好。

重点区域推理

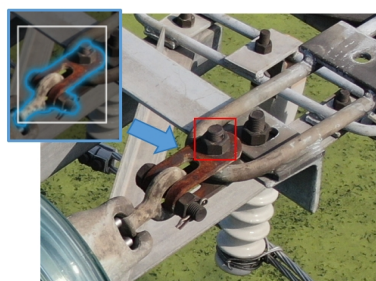


图8 销钉缺陷识别模型应用情况

Fig. 8 Application of missing pin defect identification model

电力听觉感知已开展大量技术研究,并提出了不少行之有效的电力听觉故障诊断方法,相关技术可靠性、实用性较强。在算法模型构建方面,有研究人员通过提取声纹数据的梅尔频率倒谱系数,并结合压缩观测与判别字典学习实现了变压器故障

检测^[59-61];还有研究人员提出了利用设备振动频段特征完成绕组变形诊断^[62-64]与快速辨识电力设备振动声纹模式及对应工况的算法^[65]。图9展示了声纹测量装置在变压器上的部署实例与状态诊断效果。在数据库构建方面,华北电力大学刘云鹏课题组实地测量了162台超、特高压变压器的声纹特征,构造了主频、振动熵等5个故障诊断特征值^[66],通过划定各特征值的预警阈值实现了对变压器正常与不同故障工况的识别。相关算法与数据的可靠支撑确保了电力听觉感知技术在电网的实际落地应用效果,推广前景良好。

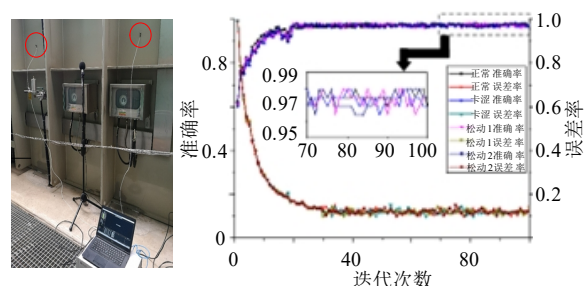


图9 基于振动波形的变压器运行状态评估模型应用情况

Fig. 9 Application of transformer operation status evaluation model based on vibration waveform

在电力多模态感知方面,早在在大模型出现之前,电力多模态数据就已被用于电力设备综合状态评估,例如对于变压器的运行状态分析^[67-69]等。通过应用 Dempster-Shafer 证据理论融合多个证据源所提供的证据,并依靠证据的积累,不断缩小假设集,最终实现了对某台500 kV变压器数据的实例分析,有效完成了状态评估^[67]。通过判断神经网络、支持向量机(support vector machine, SVM)和S_Kohone 聚类算法形成的多个诊断结果是否存在分歧,采用不同的方式修改证据源,并利用 Dempster 规则合成得出故障诊断结论,有效融合了各种不同智能算法的判断结果,使故障识别正确率

较融合前提高到 88.65%^[68]。

虽然基于多模态大模型的电力多模态感知尚未实际应用,但凭借其灵活的模型架构、高效的并行计算能力以及强大的跨模态交互和迁移学习能力,它将在电力设备制造质量控制和综合状态评估等方面发挥重要作用^[70]。

1.4.3 技术成熟度分析

感知智能目前整体处于推广应用阶段,具备较高的实用化水平。

感知智能已突破视觉目标检测、多模态数据融合等技术,已在输电线路巡检、电力设备状态感知、电力违章监测、电力物资管控等领域进行示范应用。目前,装备智能加速芯片的电力边缘智能终端已经能够支撑目标检测等较为复杂算法的本地运行,有效提升了感知智能算法在电力安监、电力基建、电网运维等领域的应用效果。另外,搭载电力听觉感知与电力多模态感知设备状态评估模型的电力边缘智能终端已通过实际应用的验证。感知智能技术的落地应用有效提升了电力设施设备全生命周期管理水平,为运检维修等电力作业提质增效。

1.5 认知智能

1.5.1 定义及主要研究内容

认知智能是基于人类认知体系,基于电力领域文本、知识,通过算法模拟人类的思考、理解、推理、学习等认知过程,是涉及计算机科学、人工智能、哲学等多学科的高阶智能。在电力领域应用中,认知智能主要包括电力知识建模、电力知识计算、电力认知推理、数理融合学习等技术,如图 10 所示。

1) 电力知识建模是对电力领域中的知识、信息、规则、概念等进行结构化或模型化表达的过程,从而得到计算机可以计算和处理的数据结构。知识建模旨在对知识进行有效表达、存储和推理。基于电力知识建模,可以更好地处理和组织知识,实现知识的自动化处理和智能化应用,进而提升电力领域知识组织的高效性与固化传承连续性。

2) 电力知识计算是利用计算机科学、人工智能和知识工程等技术处理和计算知识,对电力领域知识进行灵活计算与智能分析。知识计算使用的技术有语义分析、图知识挖掘、图计算等。该技术旨在通过知识与计算融合,实现对电力领域知识的自动化处理和智能化应用。

3) 电力认知推理是模拟人类认知过程,通过概念理解、逻辑推理、链路分析、自主学习等方式,进行任务理解、问题求解、自主处置等任务。电力认知推理旨在提供能够像人类一样理解和处理复

杂问题的认知智能应用,从而实现更高级别的智能化。

4) 数理融合学习通过对数据模型与物理规律、机理知识等进行融合分析,进行系统状态演化求解、趋势判断、风险溯源等任务。旨在通过数据与机理混合驱动提供物理系统的自主求解模型,实现对复杂物理问题的模型自驱学习求解,提升应用的可靠性与可解释性。

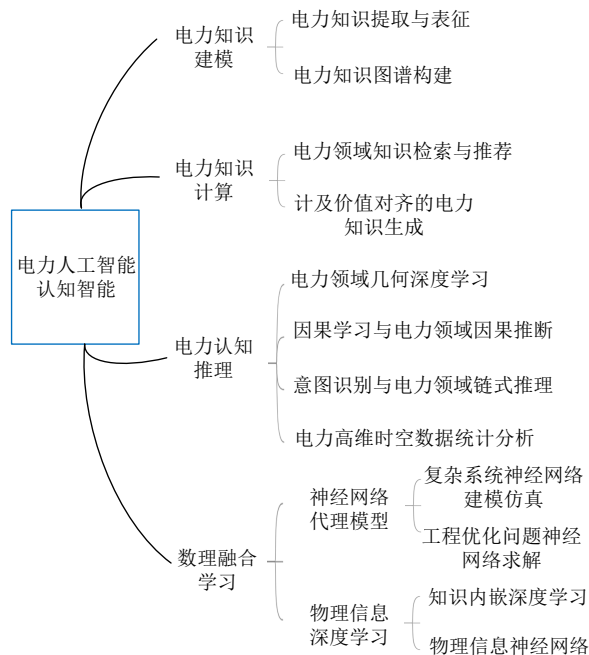


Fig. 10 Cognitive intelligence graph on electric power artificial intelligence

1.5.2 应用情况

在电力领域的认知智能研究中,科研人员围绕多领域知识表征、意图理解、因果可信推理、数理融合高效计算等开展了大量研究。积极探索知识图谱自主构建、知识快速检索、内容智能生成等关键技术,同时着重研究因果启发建模、数据机理融合学习技术,促进应用场景中认知推理能力提升,知识数据混合驱动的技术架构如图 11 所示。

在电力知识建模方面,中国电科院、哈尔滨工业大学等突破电力领域知识图谱自主构建技术,实

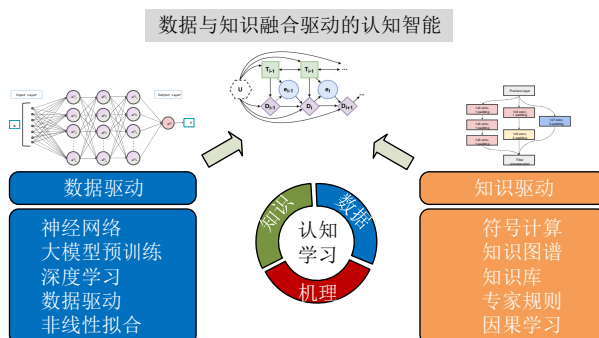


Fig. 11 Knowledge data hybrid driven

现高精度知识要素抽取与千万级别知识图谱构建,研发了知识图存储与高效查询引擎,将海量图结构知识的检索速度提升至秒级,实现了大规模知识图谱的高性能管理^[71-73]。

在电力知识计算方面,北京交通大学、华北电力大学等针对电力系统知识特征,构建基于极限梯度提升和沙普利加和解释的计算知识表达模型,实现输电通道极限传输实时计算能力提升,并通过融合物理与数据知识进行系统状态在线计算,通过嵌

入物理知识提升了模型的抗噪能力,同时增强了其在小样本场景下的泛化能力,从而提供快速、准确的知识计算应用^[74-76]。

在电力认知推理方面,华北电力大学、中国电科院受概率推理、混合增强智能等启发,采用语义搜索模型建立将故障信息与故障关联知识的联合推理空间,模型原理如图12所示,故障准确率提高了6.56%,并结合人的认知开展故障推理、智能辅助决策研究,实现推理智能化程度提升^[77-80]。

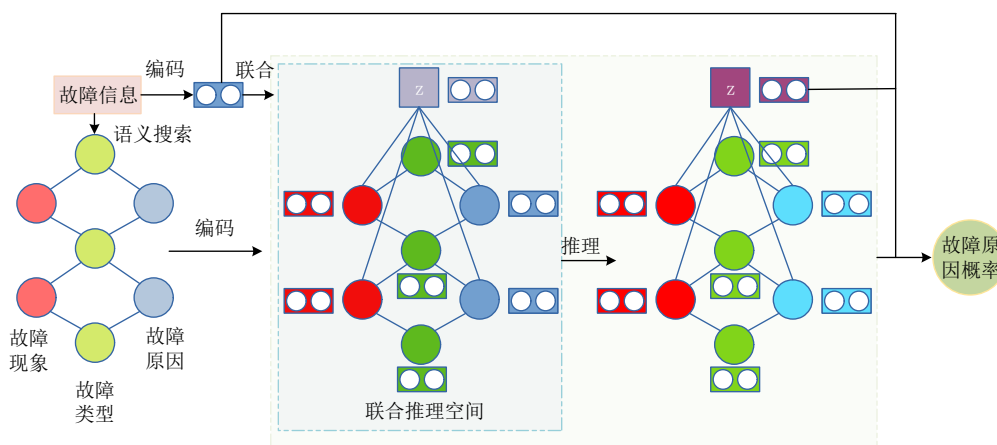


图12 领域知识联合推理

Fig. 12 Domain knowledge joint reasoning

在数理融合学习方面,西安交通大学、南方电网公司围绕数据知识模型与数据驱动协同的正演快速计算、反演状态评估、模型可信可靠快速修正等开展了研究,构建的物理数据知识融合计算模型如图13所示,在直流送端系统暂态过电压的预测中将误差降低了20%以上,为系统状态可信评估提供了理论指导^[81-85]。

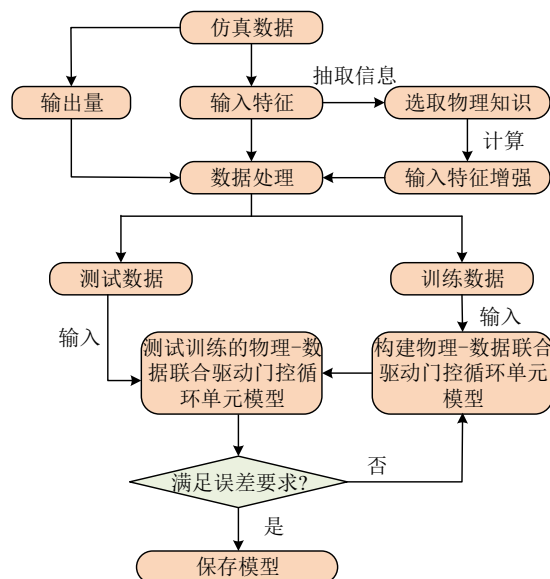


图13 物理-数据知识融合计算模型

Fig. 13 Physics data knowledge fusion computing model

1.5.3 技术成熟度分析

认知智能的整体技术成熟度相对较低,仍处于方法技术的试点验证阶段,与电网业务的深度融合程度面临挑战。

认知智能已在电力知识建模、电力知识计算技术方面突破了大规模知识图谱建模、图结构数据快速检索查询等技术,相关技术在设备运检知识管理、故障处置辅助分析、电网调度推理决策、客服营销智能问答等领域场景开展了试点应用,在实际业务场景中具备基于电力知识图谱查询与知识多跳推理分析的运维知识管理推荐、检修处置方案智能生成、电网故障快速决策、客服智能多轮问答等应用功能,处于典型使用环境验证阶段。

在电力认知推理、数理融合学习方面,仍在研究海量知识推理、数据知识融合计算等技术,在复杂场景调度可靠决策、多运行因素故障可靠研判等方面处于可行性验证阶段,需要开展进一步研究。

1.6 决策智能

1.6.1 定义及主要研究内容

电力决策智能是指人工智能模拟人类思维模式,通过算法分析电网多模态信息,做出优化电力调度运行的行为决策,主要包括群体智能、混合智能、博弈智能、具身智能等技术,如图14所示。

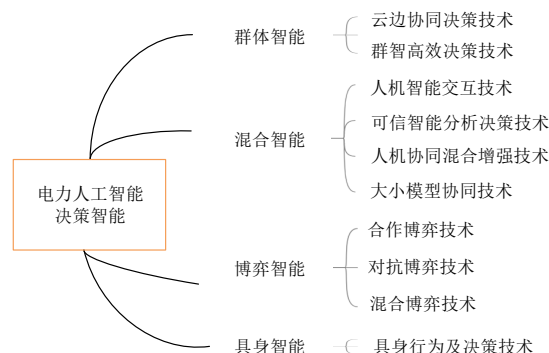


图 14 电力人工智能决策智能图谱

Fig. 14 Decision intelligence graph on electric power artificial intelligence

1) 群体智能是模仿自然界群居生物的一种智能形态, 通过将原始复杂问题进行分解求解, 利用群体智能涌现, 实现超越个体的智慧, 同时具有分布控制、去中心化智能等特点, 主要包括云边协同决策技术、群智高效决策技术等, 常用算法有多智能体深度 Q 网络(multi-agent deep Q-network, MADQN)、多智能体深度确定性策略梯度(multi-agent deep deterministic policy gradient, MADDPG)、独立近端策略优化(independent proximal policy optimization, IPPO)等。

2) 混合智能是一种融合人工智能(AI)和人类智能的技术。突出人与机器的协同, 将人的反馈、指导和认知模型融入传统智能模型, 实现人与机器之间的协同工作和互补。这一技术方向涵盖了多个层面, 包括人机智能交互、可信智能分析决策、人机协同混合增强以及大小模型协同等技术。

3) 博弈智能是一种融合了博弈论原理和人工智能技术的方法论, 旨在通过博弈均衡理论和人工智能方法来模拟、预测和优化复杂系统中不同参与主体之间的竞合博弈互动行为。随着配用电侧能源服务的发展呈现投资、运营多主体化的趋势, 博弈智能技术可以有效应对未来电力系统市场化运营中的不确定性和复杂性, 实现系统的稳定性、可靠性和经济性提升^[86-88]。

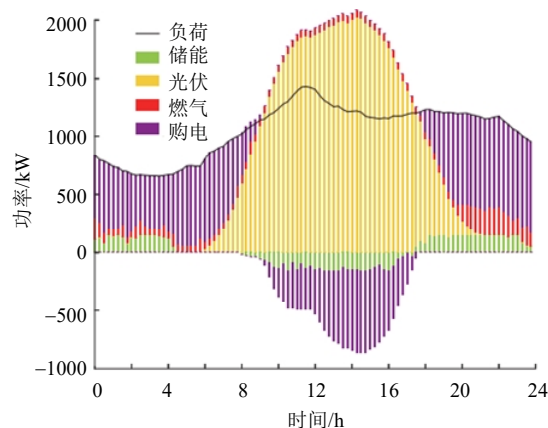
4) 具身智能技术是以机器人为实体的行为决策技术。与传统的通过理论和数据获取知识的人工智能算法模型相比, 具身智能强调机器人实体与环境的互动, 其模仿人类的学习方式, 在实践中形成对于抽象概念的深入理解。因此, 具身智能可以支撑机器人做出更加拟人化的行为, 任务执行鲁棒性也更高。

1.6.2 应用情况

在决策智能技术应用研究方面, 目前公开的深度强化学习直接应用于实际系统的工程实践案例

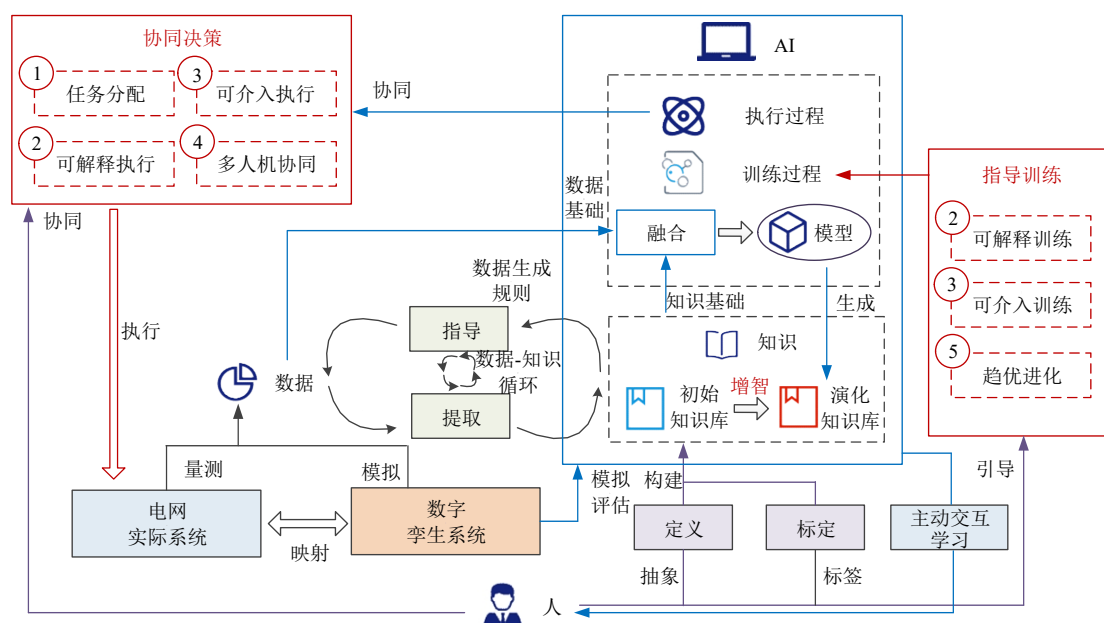
非常稀少, 如国网江苏电力公司“电网脑”项目^[89]、美国新能源国家实验室“自动能源系统”项目^[90-91]等, 这些案例表明, 电网调控领域的群智决策技术仍需进一步提升其实用性和可用性。尽管如此, 研究人员在决策智能新方法的提出和模型构建等方面仍在不懈努力。

在群体智能方面, 文献[92]提出了图强化学习(graph-reinforcement learning, G-RL)框架下的MADQN 算法, 并通过邻近多智能体共享参数提高了大规模配网的训练效率。文献[46]提出了一种基于联邦强化学习的分布式电源协同优化方法, 利用联邦学习避免多智能体的隐私泄露, 同时构建电网潮流约束可行域提高算法收敛速度, 最终实现各智能体的全局优化。用训练好的模型进行实时优化调度, 所得调度结果如图 15 所示^[46]。

图 15 优化调度结果^[46]Fig. 15 Results of optimal dispatch^[46]

在混合智能方面, 文献[93]提出了一种基于预测控制的多种新能源互补电力系统动态调度模型, 利用预测的新能源发电量修正模型迭代值, 有效降低了 91% 的电压越限告警, 并且经济性较传统方法提高了 5%。文献[94]提出一种基于图深度学习的薄弱支路辨识与溯因分析方法, 在薄弱环节定位准确率达 97%, 且能够实现对薄弱支路形成的主导因素进行溯因分析。此外, 有工作提出一种基于时空特征和先验知识的新型电力系统多智能体分区分管自治模型, 实现了某实际区域重要变电站及其供电片区在站内主变全停故障下的负荷转供任务, 在 1000 节点规模电网中实现随机故障辅助决策时间由 10min 降低至 1min 之内, 决策效率提升 10% 以上。

混合增强的框架设计^[95-96]、机器学习可解释技术等前沿方法也引起研究人员关注^[83]。图 16 展示了基于混合智能的人机协作框架, 其中人与 AI 模型的混合增强主要体现在协同决策和指导训练两个部分^[95]。

图 16 基于混合智能的人机协作框架^[95]Fig. 16 A human-machine collaboration framework based on hybrid intelligence^[95]

在博弈智能方面,文献[97]考虑多能用户气、电负荷的可替代性,建立基于演化博弈的需求响应模型;基于演化博弈过程,通过不同的用能策略修订协议进行求解。文献[98]基于纳什均衡建立计及电能质量的电力市场多主体博弈模型,并利用纳什适应度函数,采用双层粒子群算法对所建立的电力市场多主体博弈模型进行求解。文献[99]提出了一种混合整数二次规划-多宇宙优化器分布式算法来求解博弈模型。在持续的互动博弈过程中,各方的效用可以最大化,同时实现利益平衡。结果表明,该交易策略可使综合能源生产基地、负荷聚合器和用户的效益分别提高 5%、4%和 23%。文献[100]提出了一种基于 Stackelberg 博弈的局部能源市场异构建筑集群优化方法。文献[101]提出一种基于博弈论的新的分布式能源规划优化算法,考虑合作和非合作场景,与现有方法相比两种场景下分别降低了 30%和 15%的成本。

在具身智能方面,具身智能技术在其他领域已得到实验环境验证,较为典型的例子包括斯坦福大学发布的 Mobile ALOHA 与 ALOHA 2 机器人。然而在电力领域还未得到实际应用,但其在电力无人机自主巡检与电力机器人带电作业方面具有较高的潜在应用价值。通过具身信息的反馈,可有效提升电力无人机巡检及电力机器人带电作业的可靠性,减少因外在要素变化导致的异常任务中断,支撑未来电网自主运维的实现。

1.6.3 技术成熟度分析

决策智能技术整体处于研究探索阶段,实用化

程度相对较低,需要开展进一步研究。

决策智能已在群体智能、混合智能技术方面突破了生成对抗网络、多智能体强化学习、人机智能交互等核心技术;在暂态稳定判别、调度策略生成、机组经济调度、电网无功优化等领域进行仿真验证,理论与标准算例应用上均取得了阶段性成果。然而,实际应用中仍然面临着大规模电网决策模型训练收敛慢、决策安全可靠难保障、拓扑变化场景下无法自适应、在线模型反馈与自主演化难等问题,严重制约了技术的应用推广。

混合智能技术融合了人类知识与机器智能,博弈智能技术融合了博弈论和人工智能技术,同样都在理论与仿真算例方面取得阶段性进展,在实用性方面仍需进一步提升;而具身智能技术在电力行业还处于基本原理的应用设想阶段。

1.7 电力人工智能技术现状总结

1) 数据智能和感知智能技术的成熟度已显著提升,目前处于实用化水平。通过电力数据融合、数据增强与分析、视觉目标检测等技术的突破及应用,实现了电力设备、客服、安监等领域智能化应用,也标志着在特定的业务场景下,人工智能技术已成为电力行业提升运维能力、增强服务质量的关键工具。

2) 基础技术、认知智能与决策智能技术成熟度相对较低,目前主要处于理论研究、仿真验证阶段。尽管在大规模知识图谱的构建、群体智能、混合智能等关键技术上已经取得了一定的突破,并且在芯片、算力和平台方面已有一定的技术支持,但距离广泛应用和产业化仍有一定差距。

综上，基础技术、认知智能与决策智能的进一步发展是电力人工智能未来研究和应用的重要方向。这些领域的突破将是电力行业智能化转型的关键，为电网运维、决策支持和服务创新提供更加强大的技术支撑。表1详细展示了电力人工智能技术、应用场景及成熟度分析。

表1 电力人工智能技术及应用												
Table 1 Technology and application on electric power artificial intelligence												
技术业务	设备巡检		电网调度		智能客服		安监基建		其他		成熟度分析	
	具体技术	应用场景	具体技术	应用场景	具体技术	应用场景	具体技术	应用场景	具体技术	应用场景		
基础智能技术	智能计算及芯片	存算一体	巡检图像就地处理	多机多卡互联	算力整合	—	边缘计算优化加速	安全帽等现场识别	边缘计算优化加速	电力物资永续盘点	产品挂网试运行	整体技术成熟度较低，处于研究
	生成式智能	样本模型关联影响机理	设备缺陷识别	思维链	电力需求和供给预测	知识样本提示工程	用户需求快速响应	—	—	—	可行性验证	探索水平
	平台技术	分布式训练	提高巡检模型准确性和效率	低门槛大数据微调	微调模型快速响应	分布式训练	多模态数据	云边协同	安全隐患监测	—	关键技术实验验证	探索水平
	电力数据融合	—	—	多源数据融合、图计算	新能源及负荷预测	—	—	—	—	—	产品应用	—
数据智能	电力数据增强	小样本学习	变压器故障样本增强	小样本学习、迁移学习	场景生成、电网暂态稳定评估与样本增强	—	—	—	—	—	产品挂网试运行	整体处于推广应用阶段，具备较高实用化水平
	电力数据分析	—	—	数据预测分类、异常诊断	负荷预测、量测数据异常重构	—	—	—	数据预测分类	窃电检测	产品应用	具备较高实用化水平
	电力数据安全计算	联邦学习	变压器故障诊断	联邦学习	分布式电源优化调度	—	—	—	联邦学习	电力用户特性辨识	产品挂网试运行	—
	电力视觉感知	图像视频理解分析	设备可视缺陷检测与人员行为分析	—	—	—	—	视觉实体构建	基建质量把控	—	产品应用	整体处于推广应用阶段，具备较高实用化水平
感知智能	电力听觉感知	电力设备声纹振动感知	设备运行状态评估	—	客户语音识别生成、情感分析	电力营销客服	—	—	语音识别生成	人与作业人员高效沟通	产品挂网试运行	具备较高实用化水平
	电力多模态感知	电力多模态特征迁移融合	输电通道异常检测、设备故障诊断	电力多模态特征融合	调度策略生成与优化	—	—	—	电力多模态特征融合	机器人自主带电作业	关键技术实验验证	—
	电力知识建模	运检知识图谱建模	运维知识存储与管理	调度知识图谱建模	调度知识管理与高效分析	电力客服知识图谱构建	电力客服语料库管理与分析	—	电力知识图谱建模	物资供应链信息管理	关键性能实验验证	整体处于试点验证阶段，需要经过
	电力知识计算	运检知识检索推荐	运检知识高效检索与推送	调度知识推荐	调度决策方案生成	电力客服问答知识推荐	电力客服答案智能推荐	—	电力知识关联计算	电力文本查重与校验	关键技术实验验证	技术指标验证后进一步推广
认知智能	电力认知推理	运检知识链式推理	运检辅助决策	几何深度学习	调度方案辅助生成	意图识别与链式推理	电力客服多轮问答	—	电力领域因果逻辑推理	电网故障原因排查	关键技术实验验证	应用
	数理融合学习	知识内嵌深度学习	设备状态评估与故障预警	物理信息深度学习	电网稳定性分析与风险预警	—	—	—	物理引导时序预测	发电出力及用电负荷预测	参数性能实验验证	—
	群体智能	群智高效决策	运检辅助决策	云边协同与群智高效决策	电网状态主动分析与辅助决策	群智高效决策	电力客服资源分配	—	群智高效决策	电力市场交易	关键技术实验验证	处于研究探索阶段，实用化程度相对较低
	混合智能博弈智能	人机协同混合增强	配电设备健康诊断	可信智能分析决策	配网态势感知计算	—	—	—	混合博弈	发电公司竞价	—	—
决策智能	具身智能	具身行为及决策	带电作业机器人	具身行为及决策	电网调控机器人	具身行为及决策	客服机器人	—	—	—	原理应用设想	—

2 电力人工智能技术面临的挑战及应用展望

2.1 电力人工智能技术面临的挑战

人工智能技术在近年来取得了显著的进步,然而其发展仍面临着算力、算法、数据等方面的挑战。

算力方面,深度学习等复杂模型的训练和推理过程对计算资源需求巨大,传统计算平台难以满足上述需求;随着模型规模和复杂性增加,如何有效分配和利用计算资源成为迫切需要解决的问题。

算法方面,深度学习等算法虽然在相关领域表现出色,但在可解释性、安全性等方面依然存在挑战。可解释性问题主要是由于深度学习模型不透明、网络参数意义不确切、学习样本不均衡且数据不完备等原因,使得模型决策过程难以直观理解和解释;安全性问题主要由于人工智能模型对数据的敏感性和容错性较低,模型泛化能力弱,同时训练数据存在不平衡性,导致模型决策出现偏见和不平衡性,从而整体上难以保障决策的安全性。

数据方面,人工智能模型性能高度依赖训练数据质量。若训练数据存在偏差、不完整或有误导性,将直接影响模型的输出准确性和可靠性。此外,样本缺失或不足导致模型泛化能力受限,增加了模型训练的难度和复杂度。随着对个人隐私保护要求增加,如何在保障数据隐私前提下有效进行数据共享和利用,也成为人工智能技术发展面临的重要问题。聚焦到电力领域中,人工智能技术与电力业务融合应用依然受到上述挑战的制约。

2.1.1 电力算法支撑平台和芯片方面的挑战

现有算力难以满足电力领域多场景应用在电力边缘侧的部署需求,芯片以进口为主,同时灵活性和可靠性不足。

在电力算法平台方面,一是电力专业大模型训练效率提升难度大。传统算法平台研究通常针对专用模型而不是大模型,大模型算法演进快、计算量指数级增长,任务调度策略不够合理,异构算力潜力未充分发挥。二是电力专业大模型训练调优难度大。大模型预训练及微调过程涵盖复杂工程优化细节,凭借传统手动调参经验难以实现大模型训练过程高度调优。三是电力专业大模型应用模式探索不充分。基于行业大模型构建电力业务多智能体是目前大模型主流应用范式,目前算法平台难以满足任务编排、规划、执行等智能体研发需要,且有潜在安全风险需要防范。

在核心芯片方面,一是现有芯片算力水平难以支撑大模型在电力边缘侧的高效部署。二是芯片依

赖国外进口。适用于电力大模型边缘部署的高算力芯片仍主要依赖英伟达等国外产品,国产化程度低,存在断供断货风险。三是芯片可靠性不足。适用于电力大模型边缘部署的高算力芯片多为商用芯片,难以满足工业应用对宽温、高安全等的要求。四是芯片可扩展性不足。人工智能技术特别是大模型技术发展迅速,传统芯片无法满足图像、语音、文本等能源电力领域多业务对芯片多功能、高灵活、可扩展的应用需求。

2.1.2 电力分析决策算法面临的挑战

在电力分析决策基础算法模型方面,虽然在过去的数十年已积累大量研究基础,但双高特性引发的物理特性变化带来了许多不确定性和机理不清晰的问题,电网各类方式分析涉及大量高维矩阵求解、代数微分方程组求解、非凸优化等计算任务,传统基于机理模型的计算方法难以兼顾计算精度与速度,同时,数据驱动算法具有“离线训练,在线推理”特点,但在算法可解释性、泛化性以及安全性等方面存在缺陷,限制了算法实用化落地;基于知识驱动的算法融合了大量知识与经验,增强了模型可解释性,但算法效果依赖于样本数量和质量,同时对算力要求高,面临落地应用的技术瓶颈。

2.1.3 电力数据样本面临的挑战

在电力数据样本质量方面,一是样本与模型关联作用机理不明确,无法充分明确样本对模型性能的影响;二是稀缺样本难以获取,导致模型在安监等特殊专业场景的应用受限;三是多模态样本构建困难,不能有效对齐各模态数据特征,限制了模型效果的进一步提升;四是适配设备、安监、调控等业务的任务提示指令集缺失,无法有效满足专业场景下业务指导需求,未能充分发挥高质量样本对专业模型训练的支撑作用。

2.2 电力人工智能应用面临的挑战及应用展望

2.2.1 电力多模态感知与云边协同应用

感知智能方面,面临缺陷识别小样本、现场情况复杂,边缘处理需求等挑战,在误检比降低、准确率提高等方面需要提升,如图17所示。

1) 感知智能鲁棒性不足。感知模型推理准确率与样本数量、质量紧密相关,虽然强化学习、增量学习、迁移学习等技术有效提升了各类感知模型的泛化能力,但仍旧无法满足复杂应用场景需求,不仅在小样本问题上表现不佳,且易受现场变量的明显影响,整体感知鲁棒性不足。

2) 与专业知识结合度低。现有电力视觉感知算法主要依托对于图像特征的分析,没有充分利用

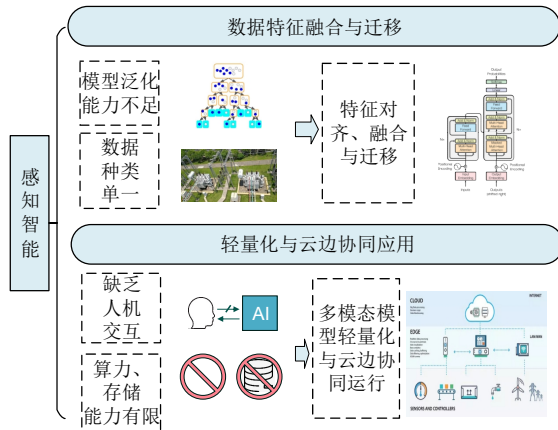


图 17 电力感知智能应用

Fig. 17 Application of electric power perceptive intelligence

电力行业相关专业知识及业务规则等文本信息，使其在某些需要结合电力领域专业知识判断的复杂缺陷上存在误检率较高的问题。

3) 感知交互能力低。目前已应用的感知模型缺乏与运维人员的交互能力，使其在功能作用与感知灵活性等方面存在较为明显的不足，无法适应多元多样的电网感知需求。

4) 边缘感知算力弱。虽然多模态大模型的出现为实现全面而准确的电力智能感知提供了潜在的路径，然而该类模型对于算力及存储空间的要求较高，对边缘计算设备的性能提出了巨大挑战。

基于上述分析，感知智能需要在电力多模态数据特征融合与迁移及电力大模型轻量化与云边协同应用上开展核心技术攻关，充分利用大模型在处理多模态数据、进行零样本学习与兼容多模态人机交互等方面的优势，使电力智能感知的发展再上一个新的台阶。

1) 电力多模态数据特征融合与迁移技术。为使多模态大模型适应电力智能感知应用需求，需要为其微调提供专用的电力多模态数据库，其内容可包括电力现场图像视频、电力专业知识、电力安全规章等。然而这些数据的对齐或融合方法仍旧缺失，相关数据库的构建机理也不明确，亟需开展电力多模态数据特征融合技术研究，为电力多模态数据特征的有效融合提供标准依据，并为电力数据特征的迁移应用提供基础。

2) 电力大模型轻量化与云边协同应用技术。电力现场点多面广，多与算力中心之间存在较远的物理距离。因此，要让大模型的应用能力惠及实际电力业务，需要解决其下沉应用问题。除了提升边缘设备性能与缩减模型体量外，研究合适的云边协同机制也至关重要。

2.2.2 电力高可靠认知应用

在认知智能方面，电力行业面临着推理精准度低、推理可解释性差、高维信息认知能力弱等多重挑战^[102-103]。这些挑战导致在设备运检辅助决策、电网调度策略生成、客户服务价值对齐等场景下尚缺乏可信、可靠、高效的认知推理技术支撑，如图 18 所示。

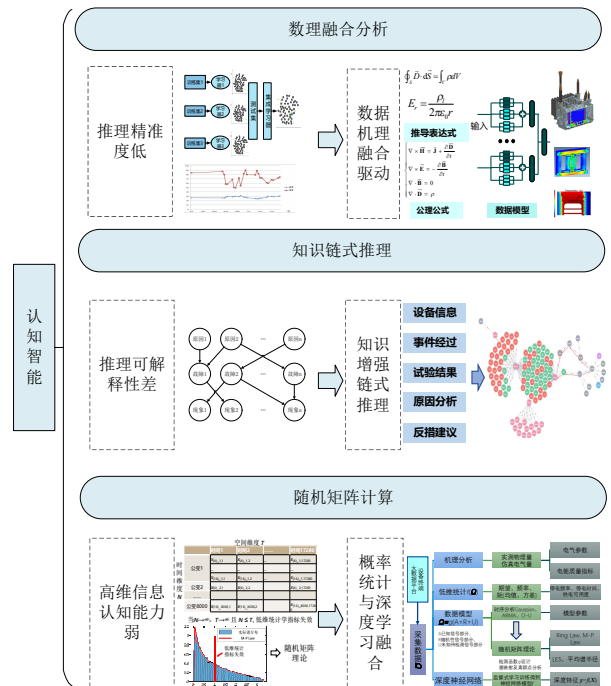


图 18 电力认知智能应用

Fig. 18 Application of electric power cognitive intelligence

1) 推理精准度低。电力设备、调度、营销等多领域知识体量大、三元组关系复杂，专业知识表征存在二义性、业务逻辑复杂、知识库信息不完整等特点，现有人工智能方法在知识推理中容易出现关联关系冗杂、逻辑关系难分辨、多因对多果等问题，导致难以高效、快速地定位和检索有效的知识信息，进而降低了电力领域知识推理的准确性和可靠性。

2) 推理可解释性差。应用于电力领域认知推理的数据驱动算法模型常常是黑箱，参数意义不明确，难以有效阐明模型针对输入数据的处理过程的物理意义，所得分析结果与逻辑规则的对应性难以分析。电力业务中知识管理、推理分析、处置决策等场景对于可解释性、可信度有着较高要求，而目前人工智能算法的技术程度与电力业务对于推理结果可解释性的要求高度不匹配，因此仍需要开展进一步深入研究。

3) 高维信息认知能力弱。随着分布式灵活资源渗透率不断提高，新型电力系统呈现出主体多元化、集散式兼具、高不确定性、高维非线性等特征，运行态势受海量主体随机变化影响，面临的未知风险愈加突出。现有人工智能方法未能很好地捕捉多

主体高维数据间隐藏的时空相关性,难以挖掘复杂耦合关联特性,因此电网态势特征可解释依据弱,运行风险因果溯源难度高。

因此,为应对这些挑战,认知智能需要在以下几个方面开展核心技术攻关:

1) 机理-数据融合驱动的认知推理技术。突破数理融合深度学习技术,实现对电力设备典型物理信息与数据模型融合推理,提高认知推理的准确性^[104-106]。

2) 高可解释性的链路推理技术。突破知识增强链式推理技术在电力认知推理中的应用,为推理结果提供完整推理链路,以满足电力业务对推理结果的理解和信任要求^[107-109]。

3) 概率统计与深度学习融合的电网态势认知技术。结合随机矩阵理论^[110]等高维统计分析技术,对电网运行多尺度时空数据实现可解释的态势特征萃取与风险溯因分析,提升海量多主体背景下电网运行态势精细化认知与调控潜力评估水平。

通过以上工作,有助于提高认知推理技术在设备运检辅助决策、电网调度策略生成、客户服务价值对齐等场景下的可信度、可靠性和高效性,为电力行业提供更好的决策支持和服务。

2.2.3 电力可信智能优化决策应用

决策智能应用研究,在可解释性、安全性、适应性等方面仍面临挑战。在大规模电网节点及复杂不确定性运行场景下缺少可信智能决策技术支撑电网安全稳定运行,如图19所示。

1) 高可靠性要求下决策可解释性差。电网调度决策场景具有高可靠性的要求,人工智能策略输出透明度低,稳定防控决策依据可解释性差。存在如何平衡深度强化学习模型的性能和可解释性,使决策过程中的因果关系更加真实,从而充分利用决策的依据以及明确在出错时进行有效纠正的难题。

2) 决策安全性难以保障。人工智能模型在训练、部署和应用环节采用“端到端”方式,在模型结果置信度较低时,难以实现人类主动介入与校核;此外,纯数据驱动模型未融入人类先验知识或电网运行物理约束,难以适应电网的动态、开放与不确定运行特征,存在决策突破安全边界的风险。

3) 多运行场景适应性不足。随着源网荷储多要素规模化,电网协同优化收益增加、运行方式变化频次增高,然而目前决策智能技术往往基于固定的电网拓扑进行离线预训练和在线执行,难以匹配轮停定检、增(减)设备等拓扑变化下的调度任务,已完成训练的模型对多场景适应能力有限、泛化性

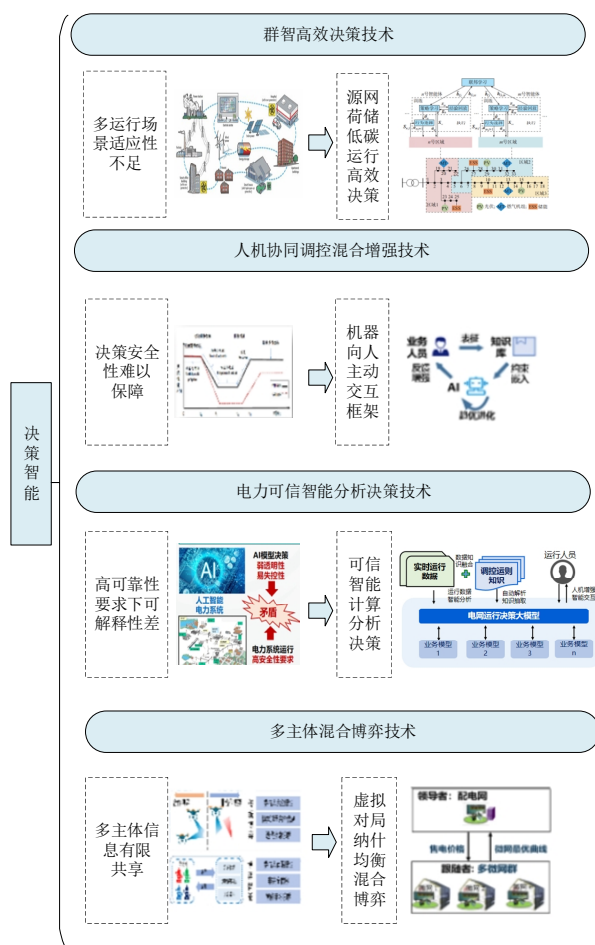


图19 电力决策智能应用

Fig. 19 Application of power decision intelligence

较差,再训练收敛速度较慢、再训练成本高昂,应用范围受到很大限制。

4) 多主体信息有限共享。多能耦合运行优化难,且多主体间信息有限共享,不完全信息下博弈机制复杂,均衡求解难。存在完全信息假设,提前为参与主体的策略集和收益函数等隐私信息建立理想模型,难以真实反映实际博弈行为。

5) 机器人现场自学习机制缺失。电力现场作业机器人缺乏就地自学习能力,对人工任务设计与动作控制依赖性强,自主作业鲁棒性、灵活性不足。

基于上述分析,决策智能需要在群智高效决策、人机协同调控混合增强、电力可信智能分析决策、多主体混合博弈技术等方面开展核心技术攻关,提高电网的安全可靠性。

1) 群智高效决策技术。提出综合考虑经济指标、环境指标、碳排放指标等多目标引导的优化目标,将电网物理安全约束引入折扣代价强制保障决策强制安全,引入并行化机制与离在线融合机制,提升群智决策模型的离线训练收敛效率与在线反馈进化效率,实现面向海量源网荷储调控资源的高效、精准、自适应协同优化。

2) 人机协同调控混合增强技术。在人机交互方面,亟需建立机器向人的主动交互框架,在决策置信度较低时,机器能够向人主动提问、寻求人类指导;将调规、预案等人类先验知识与规则嵌入到机器学习模型中作为约束边界,降低智能模型决策失控风险,实现机器模型安全决策。

3) 电力可信智能分析决策技术。为了满足电网调度决策场景高可靠性的要求,亟需突破可信智能分析决策技术,综合考虑鲁棒性、可靠性等可信指标,确保人工智能策略在不同场景下的可信度。

4) 多主体混合博弈技术。在博弈智能领域,为了充分发挥多主体博弈理论和人工智能算法在电力系统协调优化方面的优势,亟需突破博弈建模、趋优进化以及安全决策等若干关键性技术,提高电网柔性调节能力。

3 结论

在“双高”特性的推动下,新型电力系统的动力学特征变得更加复杂,系统表现出更强的随机性和不确定性,使得传统的基于确定性机理的建模和分析方法难以适应。人工智能技术能够通过海量数据学习,利用其非线性映射的能力,捕捉到数据中的复杂模式和关系,揭示隐含规律,为新型电力系统的预测、分析、优化和控制提供更为准确和可靠的技术支撑。

本文提出了一套体系化的电力人工智能技术图谱,覆盖了基础技术、数据智能、感知智能、认知智能、决策智能五大核心领域。本文不仅详细分析了各技术方向的应用现状和成熟度,还指出了技术与业务融合存在的瓶颈,并明确了下一步研究重点:聚焦以生成式智能为代表的基础技术,以数理融合学习为代表的认知智能,以群体智能为代表的决策智能等核心技术,同时深化数据智能和感知智能业务应用,全面助推电力行业智能化转型升级。

在未来电力系统中,电力人工智能技术的应用和发展尤其值得关注以下几点:

1) 生成式电力人工智能正处于发展高潮期,需要对电力大模型进行精确训练,并实现与小模型的有效协同。这依赖于高质量与多样性数据保障、先进模型架构选择与优化、大小模型协同策略实施以及模型持续迭代与优化。基于此,生成式大模型才能够更好地适应电力系统的发展需求,推动电力行业的智能化和高效化发展。

2) 数据机理融合的电力人工智能技术将传统物理机理模型与纯数据驱动方法相结合,充分利用

了物理模型在描述系统固有规律方面的优势,也发挥了数据驱动模型在处理复杂非线性系统和大规模数据集时的高效性,将显著提升电力系统分析的准确性和可信性,强化模型可解释性,正在成为电力人工智能技术发展的主要方向。

3) 电力人工智能技术应用受限于数据质量、模型可信性以及实际应用环境等条件因素,为了充分发挥人工智能在电力领域的应用价值,需要通过技术与试点应用的紧密结合,探索出与人工智能技术相适配的业务应用场景,这将成为加速人工智能技术与电力业务深度融合的有效策略。

参考文献

- [1] 于凤霞. 抓住人工智能“牛鼻子”加快形成新质生产力[EB/OL](2023-11-06). http://digitalpaper.stdaily.com/http_www.kjrb.com/kjrb/html/2023-11/06/node_9.htm.
- [2] 新华社. 中央经济工作会议在北京举行习近平发表重要讲话[EB/OL](2023-12-12). https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202312/content_6919834.htm.
- [3] 国家能源局. 国家能源局关于加快推进能源数字化智能化发展的若干意见[EB/OL](2023-03-28). http://zfxgk.nea.gov.cn/2023-03/28/c_1310707122.htm.
- [4] OUYANG Long, WU J, JIANG Xu, et al. Training language models to follow instructions with human feedback[C]//Neural Information Processing Systems. New Orleans, Louisiana, USA: Neural Information Processing Systems, 2022: 27730-27744.
- [5] 蒲天骄, 韩笑. 新型电力系统中人工智能应用的关键技术[J]. 电力信息与通信技术, 2024, 22(1): 1-13.
PU Tianjiao, HAN Xiao. Research on key technologies in the application of artificial intelligence in new type power systems[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(1): 1-13(in Chinese).
- [6] 林政阳, 姜飞, 何桂雄, 等. 基于模型-数据联合驱动的电-气综合能源系统区间状态估计[J]. 电网技术, 2023, 47(7): 2613-2620.
LIN Zhengyang, JIANG Fei, HE Guixiong, et al. Interval state estimation of electricity-gas integrated energy system based on model-data joint driven[J]. Power System Technology, 2023, 47(7): 2613-2620(in Chinese).
- [7] 康重庆, 杜尔顺, 郭鸿业, 等. 新型电力系统的六要素分析[J]. 电网技术, 2023, 47(5): 1741-1750.
KANG Chongqing, DU Ershun, GUO Hongye, et al. Primary exploration of six essential factors in new power system[J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1741-1750(in Chinese).
- [8] DONG Bowei, AGGARWAL S, ZHOU Wen, et al. Higher-dimensional processing using a photonic tensor core with continuous-time data[J]. Nature Photonics, 2023, 17(12): 1080-1088.
- [9] CHEN Yitong, NAZHAMAITI M, XU Han, et al. All-analog photoelectronic chip for high-speed vision tasks[J]. Nature, 2023, 623(7985): 48-57.
- [10] XIAO Tailong, ZHAI Xinliang, HUANG Jingzheng, et al. Quantum deep generative prior with programmable quantum circuits[J]. Communications Physics, 2024, 7: 276.
- [11] ZHANG Wenbin, YAO Peng, GAO Bin, et al. Edge learning using a fully integrated neuro-inspired memristor chip[J]. Science, 2023, 381(6663): 1205-1211.
- [12] ZHANG Yuxiang, ZHAO Yang, DONG Yanni, et al. Self-supervised pretraining via multimodality images with transformer for change detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 5402711.

- [13] LIU Qidong, WU Xian, ZHAO Xiangyu, et al. When MOE meets LLMs: parameter efficient fine-tuning for multi-task medical applications[C]//Proceedings of the 47th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Washington: Association for Computing Machinery, 2024.
- [14] DE SANTIS E, MARTINO A, RIZZI A. Human versus machine intelligence: assessing natural language generation models through complex systems theory[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46(7): 4812-4829.
- [15] LIU Zhi, GAO Ying, LIU Baifen. An artificial intelligence-based electric multiple units using a smart power grid system[J]. Energy Reports, 2022, 8: 13376-13388.
- [16] 蔡义清, 贾东升, 刘洪正. 电网可视化技术创新成果报告[M]. 北京: 电子工业出版社, 2022.
- [17] 焦飞, 宋睿, 张鋆, 等. 存算一体技术研究进展及其在电网中的应用探索[J]. 电网技术, 2024, 48(1): 300-314.
- JIAO Fei, SONG Rui, ZHANG Jun, et al. Development of compute-in-memory technology and its potential implementation in power grid[J]. Power System Technology, 2024, 48(1): 300-314(in Chinese).
- [18] 张鋆, 王继业, 宋睿, 等. 基于边缘智能的输电线路异常目标高效检测方法研究[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1652-1661.
- ZHANG Jun, WANG Jiye, SONG Rui, et al. Research on efficient detection technology of transmission line abnormal target based on edge intelligence[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1652-1661(in Chinese).
- [19] ZHANG Jun, WANG Jiye, ZHANG Shuhua. An ultra-lightweight and ultra-fast abnormal target identification network for transmission line[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(20): 23325-23334.
- [20] 刘闰, 李喆, 李曜丞, 等. 基于重参数化YOLOv5的输电线路缺陷边缘智能检测方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(5): 1954-1966.
- LIU Min, LI Zhe, LI Yaocheng, et al. Transmission line defect edge intelligent inspection method based on re-parameterized YOLOv5[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(5): 1954-1966(in Chinese).
- [21] 叶青. 电网大模型“大瓦特”实现五省区广泛应用[EB/OL](2024-7-15). http://digitalpaper.stdaily.com/http_www.kjrb.com/kjrb/html/2024-07/15/content_574723.htm.
- [22] 陶洪铸, 翟明玉, 许洪强, 等. 适应调控领域应用场景的人工智能平台体系架构及关键技术[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 412-419.
- TAO Hongzhu, ZHAI Mingyu, XU Hongqiang, et al. Architecture and key technologies of artificial intelligence platform oriented for power grid dispatching and control application scenarios[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 412-419(in Chinese).
- [23] LI Daoxing, WANG Xiaohui, ZHANG Jie, et al. Automated deep learning system for power line inspection image analysis and processing: architecture and design issues[J]. Global Energy Interconnection, 2023, 6(5): 614-633.
- [24] 汪鸿, 朱正甲, 陈建华, 等. 基于人工智能技术与物理方法结合的新能源功率预测研究[J]. 高电压技术, 2023, 49(S1): 111-117.
- WANG Hong, ZHU Zhengjia, CHEN Jianhua, et al. Research on renewable energy power prediction based on the combination of artificial intelligence technology and physical methods[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(S1): 111-117(in Chinese).
- [25] 宋雨露, 樊艳芳, 刘牧阳, 等. 基于SC-DNN和多源数据融合的新能源电力系统状态估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(9): 177-187.
- SONG Yulu, FAN Yanfang, LIU Muyang, et al. State estimation method of a new energy power system based on SC-DNN and multi-source data fusion[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(9): 177-187(in Chinese).
- [26] 董雷, 陈振平, 韩富佳, 等. 基于图卷积神经网络与K-means聚类的居民用户集群短期负荷预测[J]. 电网技术, 2023, 47(10): 4291-4301.
- DONG Lei, CHEN Zhenping, HAN Fujia, et al. Short-term load forecasting of residential user groups based on graph convolutional neural network and K-means clustering[J]. Power System Technology, 2023, 47(10): 4291-4301(in Chinese).
- [27] LIU Xiaoyan, ZHANG Yiran, ZHEN Zhao, et al. Spatio-temporal graph neural network and pattern prediction based ultra-short-term power forecasting of wind farm cluster[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024, 60(1): 1794-1803.
- [28] LIN Weixuan, WU Di, BOULET B, et al. Spatial-temporal residential short-term load forecasting via graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(6): 5373-5384.
- [29] 贺兴, 潘美琪, 艾芊. 小样本学习技术在新型电力系统中的应用与挑战[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(6): 74-82.
- HE Xing, PAN Meiqi, AI Qian. Applications and challenges of few-shot learning technologies in new power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(6): 74-82(in Chinese).
- [30] 李宝琴, 吴俊勇, 李桦苏, 等. 基于主动迁移学习的电力系统暂态稳定自适应评估[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(4): 121-132.
- LI Baoqin, WU Junyong, LI Lusu, et al. Adaptive assessment of power system transient stability based on active transfer learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(4): 121-132(in Chinese).
- [31] 刘云鹏, 许自强, 和家慧, 等. 基于条件式 Wasserstein 生成对抗网络的电力变压器故障样本增强技术[J]. 电网技术, 2020, 44(4): 1505-1513.
- LIU Yunpeng, XU Ziqiang, HE Jiahui, et al. Data augmentation method for power transformer fault diagnosis based on conditional Wasserstein generative adversarial network[J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1505-1513(in Chinese).
- [32] 谭本东, 杨军, 赖秋频, 等. 基于改进CGAN的电力系统暂态稳定评估样本增强方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 149-157.
- TAN Bendong, YANG Jun, LAI Qiupin, et al. Data augment method for power system transient stability assessment based on improved conditional generative adversarial network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 149-157.
- [33] 邵振国, 张承圣, 陈飞雄, 等. 生成对抗网络及其在电力系统中的应用综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(3): 987-1003.
- SHAO Zhenguo, ZHANG Chengsheng, CHEN Feixiong, et al. A review on generative adversarial networks for power system applications[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(3): 987-1003(in Chinese).
- [34] 黄越辉, 孙亚南, 李驰, 等. 基于条件生成对抗网络的多区域风电短期出力场景生成方法[J]. 电网技术, 2023, 47(1): 63-72.
- HUANG Yuehui, SUN Yanan, LI Chi, et al. Constructing method of short-term output scenarios for multi-regional wind power based on conditional generative adversarial network[J]. Power System Technology, 2023, 47(1): 63-72(in Chinese).
- [35] HAN Fujia, PU Tianjiao, LI Maozhen, et al. Short-term forecasting of individual residential load based on deep learning and K-means clustering[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 7(2): 261-269.
- [36] 游文霞, 梁皓, 杨楠, 等. 基于重采样和混合集成学习的不平衡窃电检测[J]. 电网技术, 2024, 48(2): 730-739.
- YOU Wenxia, LIANG Hao, YANG Nan, et al. Class imbalanced electricity theft detection based on resampling and hybrid ensemble learning[J]. Power System Technology, 2024, 48(2): 730-739(in Chinese).
- [37] WANG Yi, CHEN Qixin, GAN Dahua, et al. Deep learning-based socio-demographic information identification from smart meter data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 2593-2602.
- [38] 徐飞阳, 薛安成, 常乃超, 等. 电力系统同步相量异常数据检测与修复研究现状与展望[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(20): 6869-6885.
- XU Feiyang, XUE Ancheng, CHANG Naichao, et al. Research status and prospects of detection, correction and recovery for abnormal synchrophasor data in power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(20): 6869-6885(in Chinese).

- [39] 杨玉莲, 齐林海, 王红, 等. 基于生成对抗和双重语义感知的配电网量测数据缺失重构[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(18): 46-54.
YANG Yulian, QI Linhai, WANG Hong, et al. Reconstruction of missing measurement data in distribution network based on generative adversarial network and double semantic perception[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(18): 46-54(in Chinese).
- [40] LIN You, WANG Jianhui. Probabilistic deep autoencoder for power system measurement outlier detection and reconstruction[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1796-1798.
- [41] XIA Zhong, MA Hui, SAHA T K, et al. Consumption scenario-based probabilistic load forecasting of single household[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(2): 1075-1087.
- [42] TAN Mao, YUAN Siping, LI Shuaihu, et al. Ultra-short-term industrial power demand forecasting using LSTM based hybrid ensemble learning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 2937-2948.
- [43] BISWAS P, CAI Hongyun, ZHOU Bin, et al. Electricity theft pinpointing through correlation analysis of master and individual meter readings[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(4): 3031-3042.
- [44] 郭方洪, 刘师硕, 吴祥, 等. 基于联邦学习的含不平衡样本数据电力变压器故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(10): 145-152.
GUO Fanghong, LIU Shishuo, WU Xiang, et al. Federated learning based fault diagnosis of power transformer with unbalanced sample data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(10): 145-152(in Chinese).
- [45] WANG Yi, BENNANI I L, LIU Xiufeng, et al. Electricity consumer characteristics identification: a federated learning approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(4): 3637-3647.
- [46] 蒲天骄, 杜帅, 李烨, 等. 面向隐私保护基于联邦强化学习的分布式电源协同优化策略[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(8): 62-70.
PU Tianjiao, DU Shuai, LI Ye, et al. Collaborative optimization strategy of distributed generators based on federated reinforcement learning for privacy preservation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(8): 62-70(in Chinese).
- [47] LI Yang, WEI Xinhao, LI Yuanzheng, et al. Detection of false data injection attacks in smart grid: a secure federated deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(6): 4862-4872.
- [48] LIU Haotian, WU Wenchuan. Federated reinforcement learning for decentralized voltage control in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(5): 3840-3843.
- [49] LIN Jun, MA Jin, ZHU Jianguo. A privacy-preserving federated learning method for probabilistic community-level behind-the-meter solar generation disaggregation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1): 268-279.
- [50] ZHONG Linlin, LIU Keyu. Visual classification and detection of power inspection images based on federated learning[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024, 60(4): 5460-5469.
- [51] ZHANG Ke, LOU Wenshuo, WANG Jiacun, et al. PA-DETR: end-to-end visually indistinguishable bolt defects detection method based on transmission line knowledge reasoning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5016914.
- [52] SHU Shengwen, YU Roujun, QIU Han, et al. An efficient self-powered method for power transformers vibration monitoring sensors based on the Sm-doped-PMN-PT piezoelectric bimorph array[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(16): 26354-26368.
- [53] ZHANG Yuegang, FANG Yu, ZHOU Xiaofa, et al. Sag measurement method of wind-induced vibration for uniced overhead power line via laser rangefinder and angle monitoring[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1001216.
- [54] ZHOU Yazhong, HE Yigang, XING Zhikai, et al. Vibration signal-based fusion residual attention model for power transformer fault diagnosis[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(10): 17231-17242.
- [55] TONG Zhanbei, ZHONG Jianwei, LI Jiajun, et al. A power quality disturbances classification method based on multi-modal parallel feature extraction[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 17655.
- [56] 李雪峰, 刘海莹, 刘高华, 等. 基于深度学习的输电线路销钉缺陷检测[J]. 电网技术, 2021, 45(8): 2988-2995.
LI Xuefeng, LIU Haiying, LIU Gaohua, et al. Transmission line pin defect detection based on deep learning[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 2988-2995(in Chinese).
- [57] 乔钰彬, 曲金帅, 范菁, 等. 基于深度学习的输电线路绝缘子缺陷识别研究[J]. 计算机与数字工程, 2023, 51(8): 1782-1786, 1860.
QIAO Yubin, QU Jinshuai, FAN Jing, et al. Research on insulator defect recognition of transmission line based on deep learning[J]. Computer & Digital Engineering, 2023, 51(8): 1782-1786, 1860(in Chinese).
- [58] 陈超人, 冉梦东, 郇晓娜, 等. 基于视频 AI 识别的智能变电站安全智能巡视方法研究[J]. 电气技术与经济, 2022(6): 34-36, 40.
CHEN Chaoren, RANG Mengdong, GAO Xiaona, et al. Research on intelligent patrol method for smart substation safety based on video ai recognition[J]. Electrical Equipment and Economy, 2022(6): 34-36, 40(in Chinese).
- [59] 白培瑞, 王瑞, 刘庆一, 等. DS-YOLOv5: 一种实时的安全帽佩戴检测与识别模型[J]. 工程科学学报, 2023, 45(12): 2108-2117.
BAI Peirui, WANG Rui, LIU Qingyi, et al. DS-YOLOv5: a real-time detection and recognition model for helmet wearing[J]. Chinese Journal of Engineering, 2023, 45(12): 2108-2117(in Chinese).
- [60] 刘云鹏, 来庭煜, 刘嘉硕, 等. 特高压直流换流阀阀和电抗器振动声纹特性与松动程度声纹检测方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(5): 1375-1389.
LIU Yunpeng, LAI Tingyu, LIU Jiashuo, et al. Vibration voiceprint characteristics and looseness detection method of UHVDC converter valve saturable reactor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(5): 1375-1389(in Chinese).
- [61] 周东旭, 王丰华, 党晓婧, 等. 基于压缩观测与判别字典学习的干式变压器声纹识别[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(19): 6380-6389.
ZHOU Dongxu, WANG Fenghua, DANG Xiaojing, et al. Dry type transformer voiceprint recognition based on compressed observation and discrimination dictionary learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(19): 6380-6389(in Chinese).
- [62] 张凡, 马程, 李秀广, 等. 计及振动响应的变压器绕组轴向机械强度动态评估方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(16): 6494-6504.
ZHANG Fan, MA Cheng, LI Xiuguang, et al. Dynamic assessment of windings' axial mechanical strength in power transformers considering the vibration response[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(16): 6494-6504(in Chinese).
- [63] 熊卫华, 赵光宙. 基于希尔伯特-黄变换的变压器铁心振动特性分析[J]. 电工技术学报, 2006, 21(8): 9-13.
XIONG Weihua, ZHAO Guangzhou. Analysis of transformer core vibration characteristics using Hilbert-Huang transformation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21(8): 9-13(in Chinese).
- [64] 颜君凯, 马宏忠, 李凯, 等. 基于振动信号的变压器绕组松动故障诊断方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(3): 122-128.
YAN Junkai, MA Hongzhong, LI Kai, et al. Vibration signal based diagnosis method for looseness fault of transformer winding[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(3): 122-128(in Chinese).
- [65] 张重远, 罗世豪, 岳浩天, 等. 基于 Mel 时频谱-卷积神经网络的变压器铁芯声纹模式识别方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 413-423.
ZHANG Chongyuan, LUO Shihao, YUE Haotian, et al. Pattern recognition of acoustic signals of transformer core based on Mel-spectrum and CNN[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 413-423(in Chinese).

- [66] 刘云鹏, 王博闻, 周旭东, 等. 基于等效源法的变压器瞬态声场重构与声学监测测点位置定量评价方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(7): 2765-2775.
LIU Yunpeng, WANG Bowen, ZHOU Xudong, et al. Method of transformer transient acoustic field reconstruction based on equivalent source method and acoustic monitoring point position quantitative evaluation[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(7): 2765-2775(in Chinese).
- [67] 阮聆, 谢齐家, 高胜友, 等. 神经网络和信息融合技术在变压器状态评估中的应用[J]. 高电压技术, 2014, 40(3): 822-828.
RUAN Ling, XIE Qijia, GAO Shengyou, et al. Application of artificial neural network and information fusion technology in power transformer condition assessment[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(3): 822-828(in Chinese).
- [68] 陈伟根, 刘娟, 曹敏. 基于信息融合的变压器内部故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2015, 41(11): 3797-3803.
CHEN Weigen, LIU Juan, CAO Min. Diagnosis method of internal fault for transformers based on information fusion[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11): 3797-3803(in Chinese).
- [69] 孙莹, 高贺, 李可军, 等. 基于多时段信息融合的配电变压器运行状态评估模型[J]. 高电压技术, 2016, 42(7): 2054-2062.
SUN Ying, GAO He, LI Kejun, et al. Condition assessment model of distribution transformer based on multi-period information fusion[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(7): 2054-2062(in Chinese).
- [70] 江秀臣, 臧奕茗, 刘亚东, 等. 电力设备 ChatGPT 类模式与关键技术[J]. 高电压技术, 2023, 49(10): 4033-4045.
JIANG Xiuchen, ZANG Yiming, LIU Yadong, et al. Power equipment ChatGPT-type model and key technologies[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4033-4045(in Chinese).
- [71] 张晓华, 刘道伟, 李柏青, 等. 信息驱动的大电网运行态势知识图谱框架及构建模式研究[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(11): 4167-4180.
ZHANG Xiaohua, LIU Daowei, LI Baiqing, et al. Research on information-driven operation situation knowledge graph framework and construction mode of large power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(11): 4167-4180(in Chinese).
- [72] 张晓华, 刘道伟, 吕先进, 等. 基于时变图的大电网稳定态势知识图谱建模及管理技术[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(3): 1-9.
ZHANG Xiaohua, LIU Daowei, LV Xianjin, et al. Modeling and management of large power grid stability situation knowledge graph based on time-varying graph[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2023, 21(3): 1-9(in Chinese).
- [73] 刘怀远, 文晶, 陈兴雷, 等. 知识驱动的大电网仿真分析知识建模方法及其在潮流智能调整问题中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(5): 1843-1855.
LIU Huaiyuan, WEN Jing, CHEN Xinglei, et al. Knowledge modeling method for simulation analysis of large-scale power system and their application in automation adjustment of power flow driven by knowledge[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(5): 1843-1855(in Chinese).
- [74] JIANG Ruosong, YUAN Zhaohui, WANG Honghui, et al. Intelligent fault diagnosis of hydraulic systems based on multisensor fusion and deep learning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 3526515.
- [75] ZHU Zheng, WANG Xiangyu, LI Liang, et al. Fault diagnosis and fault tolerance degradation control based on fuzzy decision for RSAS of redundant braking system[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(16): 25858-25868.
- [76] YAN Xunshi, SHI Zhengang, SUN Zhengang, et al. Multisensor fusion on hypergraph for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(8): 10008-10018.
- [77] CAI Li, YIN Hongpeng, LIN Jingdong, et al. A multiattribute learning model for zero-sample mechanical fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(7): 9633-9643.
- [78] LIU Zeyi, LI Chen, HE Xiao. Evidential ensemble preference-guided learning approach for real-time multimode fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(4): 5495-5504.
- [79] NI Qiang, LUO Haohuan, LIU Juntong, et al. A feature vector learning-based method for diagnosing main circuit ground faults in electrical traction drive systems[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(2): 2537-2545.
- [80] 张沛, 周钰朋, 崔晖, 等. 基于可解释机制的极限传输能力计算知识表达模型[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(15): 179-187.
ZHANG Pei, ZHOU Yupeng, CUI Hui, et al. Interpretable mechanism based knowledge expression model for total transfer capability computation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 179-187(in Chinese).
- [81] 张涵, 王程, 毕天姝. 融合物理与数据知识的电力系统扰动后频率在线快速计算方法[J]. 电网技术, 2022, 46(11): 4325-4335.
ZHANG Han, WANG Cheng, BI Tianshu. On-line fast frequency calculation after power system disturbance based on fusion of physics and data knowledge[J]. Power System Technology, 2022, 46(11): 4325-4335(in Chinese).
- [82] 周长玉, 李想, 焦润海, 等. 基于领域知识图谱的变压器故障联合推理[J/OL]. 中国电机工程学报, 2024: 1-12[2024-03-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20240115.1048.002.html>.
ZHOU Changyu, LI Xiang, JIAO Runhai, et al. Joint reasoning for transformer faults based on domain knowledge graphs[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2024: 1-12[2024-03-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20240115.1048.002.html>(in Chinese).
- [83] 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(in Chinese).
- [84] 秦博宇, 高鑫, 张哲, 等. 知识-数据融合的直流送端系统暂态过电压幅值预测[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(14): 110-118.
QIN Boyu, GAO Xin, ZHANG Zhe, et al. Transient overvoltage amplitude prediction for DC sending-end system based on knowledge-data fusion model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(14): 110-118(in Chinese).
- [85] 吴泽华, 吴宝英, 赵林杰, 等. 面向输变电设备数字孪生的多物理场正反演快速仿真关键技术综述[J]. 电网技术, 2024, 48(10): 4215-4230.
WU Zehua, WU Baoying, ZHAO Linjie, et al. Review of forward and reverse multi-field simulation technology for digital twin of electrical power equipment[J]. Power System Technology, 2024, 48(10): 4215-4230(in Chinese).
- [86] LU Ying, LIANG Yanchan, DING Zhaohao, et al. Deep reinforcement learning-based charging pricing for autonomous mobility-on-demand system[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(2): 1412-1426.
- [87] 何鑫雨, 董萍, 刘明波, 等. 基于双层演化博弈模型的多区域点对点能源共享机制[J]. 电网技术, 2023, 47(1): 163-174.
HE Xinyu, DONG Ping, LIU Mingbo, et al. Multi-region P2P energy sharing mechanism based on two-stage evolutionary game model[J]. Power System Technology, 2023, 47(1): 163-174(in Chinese).
- [88] 谢敏, 黄莹, 李弋升, 等. 分布式能源动态聚合于虚拟电厂的演化博弈决策方法和机理分析[J]. 电网技术, 2023, 47(12): 4958-4970.
XIE Min, HUANG Ying, LI Yisheng, et al. Evolutionary game decision and mechanism analysis of dynamical aggregation of distributed energy resources into virtual power plant[J]. Power System Technology, 2023, 47(12): 4958-4970(in Chinese).
- [89] 徐春雷, 吴海伟, 刁瑞盛, 等. 基于深度强化学习算法的“电网脑”及其示范工程应用[J]. 电力需求侧管理, 2021, 23(4): 73-78.

- XU Chunlei, WU Haiwei, DIAO Ruisheng, et al. Deep reinforcement learning-based grid mind and field demonstration application[J]. Power Demand Side Management, 2021, 23(4): 73-78(in Chinese).
- [90] KROPSKI B, BERNSTEIN A, KING J, et al. Autonomous energy grids: controlling the future grid with large amounts of distributed energy resources[J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2023, 21(2): 87-96.
- [91] 李亦言, 胡荣兴, 宋立冬, 等. 机器学习在智能配用电领域中的应用: 北美工程实践概述[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(16): 99-113. LI Yiyen, HU Rongxing, SONG Lidong, et al. Application of machine learning in field of smart power distribution and utilization: overview of engineering practice in North America[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 99-113(in Chinese).
- [92] ZHAO Tianqiao, WANG Jianhui. Learning sequential distribution system restoration via graph-reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(2): 1601-1611.
- [93] 周坤, 许云飞, 崔昊杨, 等. 基于预测控制的多种新能源互补电力系统动态调度模型[J]. 现代电力, 2021, 38(3): 248-257. ZHOU Kun, XU Yunfei, CUI Haoyang, et al. A predictive control based dynamic dispatch model for complementary power system containing multi-renewable energy sources[J]. Modern Electric Power, 2021, 38(3): 248-257(in Chinese).
- [94] 古思丽, 乔骥, 张东霞, 等. 基于图深度学习的薄弱支路辨识与溯因分析[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(3): 1004-1016. GU Sili, QIAO Ji, ZHANG Dongxia, et al. Identification and attribution analysis of weak branches based on graph deep learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(3): 1004-1016(in Chinese).
- [95] 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): 1-14. 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): 1-14(in Chinese).
- [96] 范士雄, 郭剑波, 马士聪, 等. 混合增强智能在电力系统中的应用研究[J]. 电网技术, 2023, 47(10): 4081-4091. FAN Shixiong, GUO Jianbo, MA Shicong, et al. Application analysis and exploration of hybrid-augmented intelligence in power systems[J]. Power System Technology, 2023, 47(10): 4081-4091(in Chinese).
- [97] 窦迅, 王俊, 王湘艳, 等. 基于演化博弈的区域电-气互联综合能源系统用户需求侧响应行为分析[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(12): 3775-3785. DOU Xun, WANG Jun, WANG Xiangyan, et al. Analysis of user demand side response behavior of regional integrated power and gas energy systems based on evolutionary game[J]. Proceedings of the SEE, 2020, 40(12): 3775-3785(in Chinese).
- [98] 向悦萍, 杨健维, 臧天磊, 等. 计及电能质量的电力市场多主体博弈模型[J]. 电网技术, 2020, 44(9): 3383-3393. XIANG Yueping, YANG Jianwei, ZANG Tianlei, et al. Multi-agent game model in electricity market considering power quality[J]. Power System Technology, 2020, 44(9): 3383-3393(in Chinese).
- [99] LI Songrui, ZHANG Lihui, NIE Lei, et al. Trading strategy and benefit optimization of load aggregators in integrated energy systems considering integrated demand response: a hierarchical Stackelberg game[J]. Energy, 2022, 249: 123678.
- [100] JIN Xiaolong, JIA Hongjie, MU Yunfei, et al. A Stackelberg game based optimization method for heterogeneous building aggregations in local energy markets[J]. IEEE Transactions on Energy Markets, Policy and Regulation, 2023, 1(4): 360-372.
- [101] PERERA A T D, WANG Z, NIK V M, et al. Towards realization of an energy internet: designing distributed energy systems using game-theoretic approach[J]. Applied Energy, 2021, 283: 116349.
- [102] 赵鹏, 蒲天骄, 王新迎, 等. 面向能源互联网数字孪生的电力物联网关键技术及展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(2): 447-457. ZHAO Peng, PU Tianjiao, WANG Xinying, et al. Key technologies and perspectives of power internet of things facing with digital twins of the energy internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 447-457(in Chinese).
- [103] 孔祥玉, 马玉莹, 艾芊, 等. 新型电力系统多元用户的用电特征建模与用电负荷预测综述[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(13): 2-17. KONG Xiangyu, MA Yuying, AI Qian, et al. Review on electricity consumption characteristic modeling and load forecasting for diverse users in new power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(13): 2-17(in Chinese).
- [104] 任少君, 朱保宇, 翁琪航, 等. 基于物理信息神经网络的燃煤锅炉 NO_x 排放浓度预测方法[J/OL]. 中国电机工程学报, 2024: 1-9. [2024-07-18]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.231661>. REN Shaojun, ZHU Baoyu, WENG Qihang, et al. Forecasting method for NO_x emission in coal fired boiler based on physics-informed neural network[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2024: 1-9. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.231661>(in Chinese).
- [105] WENG Chaoyang, LU Baochun, GU Qian, et al. A novel multisensor fusion transformer and its application into rotating machinery fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 3507512.
- [106] 阮广春, 何一鎏, 谭振飞, 等. 面向新型电力系统运行的数据-物理融合建模综述[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(3): 5021-5036. RUAN Guangchun, HE Yiliu, TAN Zhenfei, et al. Review of hybrid data-driven and physics-based modeling for the operation of new-type power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(3): 5021-5036(in Chinese).
- [107] 郭恒宽, 田建艳, 刘竖威, 等. 基于改进 Sequence2Sequence 架构的 LSTM 超短期可解释风电功率预测[J/OL]. 控制工程, 2024: 1-12. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20230921>(in Chinese). GUO Hengkuan, TIAN Jianyan, LIU Liwei, et al. Ultra-short-term interpretable wind power prediction based on LSTM of Improved Sequence2Sequence[J/OL]. Control Engineering of China, 2024, 1-12. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20230921>(in Chinese).
- [108] DONG Chunling, ZHOU Jing. A new algorithm of cubic dynamic uncertain causality graph for speeding up temporal causality inference in fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2023, 72(2): 662-677.
- [109] 王小君, 窦嘉铭, 刘翌, 等. 可解释人工智能在电力系统中的应用综述与展望[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(4): 169-191. WANG Xiaojun, DOU Jiaming, LIU Zhao, et al. Review and prospect of explainable artificial intelligence and its application in power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(4): 169-191(in Chinese).
- [110] HE Xing, AI Qian, QIU R C, et al. A big data architecture design for smart grids based on random matrix theory[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 8(2): 674-686.



蒲天骄

在线出版日期: 2024-10-25。

收稿日期: 2024-07-19。

作者简介:

蒲天骄(1970), 男, 教授级高级工程师, 博士生导师, 研究方向为电力人工智能、电力系统自动化等, E-mail: tjpu@epri.sgcc.com.cn;

赵琦(1989), 女, 通信作者, 高级工程师, 硕士, 研究方向为电力人工智能、多智能体博弈等, E-mail: zhaoqi@epri.sgcc.com.cn;

王新迎(1987), 男, 高级工程师, 博士, 研究方向为电力人工智能、电网智能决策等, E-mail: wangxinying@epri.sgcc.com.cn。

(责任编辑 徐梅)