

人工智能支撑新型电力系统能源供给及消纳

赵日晓*, 闫冬, 周翔, 王新迎

(中国电力科学研究院有限公司, 北京市 海淀区 100192)

Artificial Intelligence Supports Energy Supply and Consumption in New Power System

ZHAO Rixiao*, YAN Dong, ZHOU Xiang, WANG Xinying

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

Abstract: The energy revolution and digital revolution are in the ascendancy, jointly promoting the transformation and upgrading of Chinese energy and power system to the new-type power system (NPS). Artificial intelligence (AI) is a key supporting technology for the NPS construction, which helps to realize intelligent modeling, intelligent analysis, intelligent decision making and intelligent control of NPS. In this paper, the application status of AI in power system, such as prediction, modeling, analysis and optimal control, is summarized. The development of AI technology in meta-learning, unsupervised pre-training, interpretability and human-machine hybrid enhancement and its application in NPS are analyzed and prospected. It is expected to provide reference and inspiration for the deep integration development of AI technology and NPS in China.

Keywords: artificial intelligence; new power system; energy supply and consumption; source-grid-load-storage; digital twins

摘要: 能源革命和数字革命方兴未艾, 正共同推动中国能源电力系统向新型电力系统转型升级。人工智能有助于新型电力系统实现精准建模、高效分析及智能决策控制, 是新型电力系统构建的关键支撑技术。通过对人工智能在电力系统源、网、荷、储等关键环节的预测、建模、分析、优化控制等核心应用的现状进行综述, 对元学习、无监督预训练、可解释性与人机混合增强等人工智能领域的技术发展和其在新型电力系统的应用进行分析展望, 为中国人工智能技术与新型电力系统的深度融合发展提供参考借鉴。

关键词: 人工智能; 新型电力系统; 能源供给消纳; 源网荷储; 数字孪生

0 引言

中国已向国际社会郑重承诺要在2030年前实现碳

基金项目: 中国电力科学研究院有限公司长链攻关项目“能源互联网要素协同在线建模技术研究”。

达峰、2060年前实现碳中和。坚持科技创新, 通过布局5G、数据中心、特高压等新型基础设施, 利用人工智能与传统行业深度融合^[1], 支撑国家基础设施建设向数字化、网络化和智能化发展, 是不断满足国家高质量发展需求, 实现碳达峰、碳中和目标的重要战略要求^[2]。

当前, 构建新型电力系统, 是实现“双碳”目标的关键举措^[3], 但其构建过程则面临大体量新能源送出及新兴负荷规模增加带来的源荷失配、系统波动、峰谷差增大等问题以及由此带来的电网安全稳定运行难题。

源侧, 以风电、光伏为代表的新能源电源快速发展, 电源间歇性、波动性、不确定性明显增强。与此同时, 未来中国用电量不断快速攀升, 二者共同叠加, 使得新能源供需波动性和不匹配性进一步加剧, 由此给电网带来巨大调峰压力。

网侧, 由于高比例新能源和高比例电力电子设备的接入, 电源对电力系统的平衡支撑能力不足, 电力系统特性由强转动惯量向弱转动惯量转变, 频率调节能力及供电可靠性问题凸显。

荷侧, 电能占终端能源消费比重快速提升, 温升型、冲击型负荷规模不断增长, 负荷峰谷差逐年加大; 同时, 用户侧分布式电源装机规模增大, 发用电一体“产消者”大量涌现, 源荷互动和需求响应作用更加明显, 电力负荷特征日趋复杂。

储侧, 抽蓄等物理储能能够大规模支持电网的平衡稳定, 但建设难度大, 建设周期长, 投资成本高昂^[4]; 电池等电化学储能, 功能灵活, 反应迅速, 但面临安全性和投资经济性等瓶颈。总体来说, 当前储能对电力系统平衡稳定支撑作用较为有限。

目前电力系统发展演化面临的是动态问题。建设高效协同系统^[5], 利用人工智能、数字孪生等新一代

数字技术对真实世界中物理实体和智能实体对象的特征、行为和演变过程等进行建模、分析和优化, 促进源-网-荷-储多要素互补互济、分担波动、化解风险, 以“动态方法”处理系统“动态问题”, 是解决问题的重要途径^[6-7]。其中, 人工智能技术通过数据驱动方法, 在应对动态、随机、新机理等非线性难题方面具有独到优势^[8-9], 在新型电力系统新能源供给和消纳中可以发挥关键支撑作用。文献[10]对人工智能技术在新能源预测的理论进行了系统总结, 对其在数据处理、模型构建等方面的应用进行了梳理。文献[11-12]针对电力系统评估、分析及决策问题, 进行了人工智能应用的研究评述, 并对应用存在的问题和应对措施进行了分析。负荷特性及预测方面, 研究正由单一电力负荷预测向综合能源负荷预测转变^[13]。人工智能方法多是聚类及深度神经网络^[14]。上述论文, 多是在单一场景下人工智能技术的应用进行综述分析, 而人工智能技术在各场景中的技术应用方法颇有相似之处。本文试图打破场景隔阂, 将人工智能在电力系统中的应用, 概括为预测、建模、评估分析及优化控制等4类, 并对其典型应用及成效进行梳理; 同时对人工智能技术发展趋势及其在新型电力系统的应用前景, 进行展望分析。

1 人工智能在电力系统核心业务中的研究和应用现状

当前, 人工智能技术仍处于专用人工智能阶段, 需要庞大的数据支撑, 才能在较为特定的场景中进行简单重复性的脑力工作。在电力领域, 技术成熟度较高、应用场景较明确的是计算机视觉、机器学习、知识图谱、自然语言处理和边缘智能等, 它们在电力系统设备运维、故障检修、企业运营等辅助业务方面取得了一定应用成效。但随着电力系统的数字化发展, 大规模量测以及外部信息不断接入, 电力结构、电力设备以及数据交互更加复杂繁多, 调度等系统核心业务面临高维、时变、非线性及不确定性问题日渐凸显。传统方法受限于问题规模、变量维度、时效性以及物理模型精度等问题, 难以有效应对。人工智能对具体数学模型依赖程度低, 善于通过数据驱动实现系统行为模拟、预测、自适应控制及最优决策^[6]。国内外学者广泛开展人工智能在电力系统核心业务领域的研究探索和应用验证, 产出了许多有价值的学术及应用成果。

1.1 预测

新型电力系统构建中, 新能源功率预测、负荷预测是保障其安全稳定运行的重要基础。传统预测方法多利用数据统计原理进行时间序列变化趋势预测, 较少考虑多维度多约束条件下, 新能源出力间歇性、新兴负荷波动性和其他隐形因素给电力系统带来的不确定性影响, 预测精度有限。人工智能通过如长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、注意力机制模型(如transformer)等能够有效地捕捉气象、人类行为等外部条件及内部动态, 建立输出输入之间精确的非线性耦合关系, 提高源荷预测模型的精准度。

新能源出力预测方面, 通过以集成学习、深度学习为代表的人工智能技术, 对气象及功率数据进行高效处理、特征提取及相关性模型构建, 端到端获取功率预测结果, 是目前人工智能处理预测的主要应用方式。文献[15]提出一种基于集成学习的风电预测方法, 利用人工神经网络、支持向量回归和高斯过程处理气象数据, 并采用贝叶斯模型平均法获得最终预测结果; 文献[16]基于径向基(radical basis function, RBF)神经网络构建多气象要素与光伏出力的直接映射关系模型, 有效提升多云、雾霾天气条件下的光伏功率预报精度。

负荷预测方面, 由于负荷的强行为驱动特性, 其精准预测还存在很多困难, 机器学习和深度学习中的的一些重要方法(如支持向量机^[17]、LSTM、随机森林等)被广泛应用, 逐渐提高电力负荷预测精度。文献[18]提出了基于随机森林(random forest, RF)算法及LSTM的混合负荷预测模型, 提高了中-短期负荷预测精度。文献[19]提出一种基于双层XGBoost(extreme gradient boosting)算法的超短期电力负荷预测方法, 提高了超短期电力负荷预测精度。

1.2 建模

多时间尺度的高精度模型对电力系统的运行、维护和规划至关重要, 传统建模方法大多采用假设、等值简化等方法, 难以解决模型参数的时变性、模型结构的复杂性以及信息物理高度耦合等问题。通过深度神经网络的多级表征、逐级抽象特征提取方式, 人工智能技术可以进行准确的特征挖掘和非线性数据拟合, 在源荷特性建模等方面获得广泛应用。

新能源特性建模方面, 人工智能除了在新能源预测中建立气象预测与功率预测模型, 也应用于新

能源设备模型及新能源场景生成等方面。文献[20]基于LSTM实现了数据驱动的虚拟同步发电机建模,为新型发电设备建模提供了一种有效的解决思路。文献[21]提出了一种基于改进生成对抗学习模型(generative adversarial nets, GAN)的新能源场景生成方法,能够灵活扩展至不同时间尺度的场景生成,具有良好的通用性和扩展性。

负荷特性建模方面,主要是利用智能算法,在尊重用户隐私和数据安全的前提下,准确获取用户用电行为特征及分布规律。文献[22]针对高性能复合负荷模型复杂度且难以校准模型参数的问题,提出了一种基于双重Q学习的两阶段负荷建模框架,提高了模型应用性。文献[23]考虑了用户负荷建模的隐私问题,引入基于隐私保护的聚类方法实现在不侵犯隐私的情况下构建融合多类用户特征的负荷模型。文献[24]提出一种基于Seq2Seq和Attention机制的非侵入式负荷分解模型,解决传统算法误判率高、功率分解值准确度低等问题。

1.3 评估分析

当前电力系统存在元素众多、量纲差异、数据庞杂等数据问题,以及动态特性及轨迹演化模糊等机理问题。人工智能通过对跨区域、全寿命、多尺度、高维度的数据融合和特征提取,结合物理规律明晰的成熟算法和专家经验,在新能源消纳能力评估、电网可靠性评估分析、电网暂态稳定评估等方面有所应用。

新能源消纳评估方面,传统方法主要是基于典型日分析和时序生产模拟,人工智能方法通过对数据的深度挖掘和映射计算,对上述方法进行了有效提升和改进。文献[25]通过引入迁移学习理论,提出一种改进领域自适应神经网络(domain adaptive neural networks, DaNN)负荷预测模型对综合能源系统中的冷、热、电负荷进行统一建模与预测,并优化训练模型,有效提高综合能源多能负荷预测精度。文献[26]建立了基于LSTM和卷积神经网络的新能源消纳快速评估模型,解决了传统时序生产模拟方法源、网、荷物理建模复杂和评估速度慢的难题。

电网稳定评估方面,相较于传统方法,人工智能具有更快的计算速度、良好的精度以及泛化能力,有助于在更短的时间对更复杂的情况进行评估分析,在暂态稳定评估等方面具备良好应用潜力。文献[27]为了辨识故障后对电网暂态稳定性影响较大的薄弱线路,提出一种基于双Q学习(doubleQ-learning, DQL)的

考虑暂态稳定约束的电网薄弱线路辨识方法,提升了计算速度和辨识精度。文献[28]采用深度置信网络替换卷积神经网络中的全连接层,增强网络多标签分类能力,对比传统电压暂降源识别方法,提升了模型泛化能力。文献[29]利用循环神经网络建立2个故障诊断模型分别实现在线检测故障时刻和确定故障区域,然后,通过计算故障点附近线路的端口供给能量确定故障冲击的传播路径。

1.4 优化控制

传统电网优化控制主要目标是维持电力系统发用电实时平衡,维持电网频率和区域控制偏差,发电机是电网控制的主要对象。面向新型电力系统,源网荷储协同互动,电源、负荷、电网以及储能装置都成为控制对象,基于不确定性信息实现对大规模控制对象的实时可靠决策是核心问题。

源侧优化方面,由于风力及光照强度等自然条件的变化受季节、天气等因素的影响,导致电源有功出力及对电网的影响具有间歇性和随机性特征^[30]。文献[31]以分布式电源并网运行与离网运行时的风险成本为目标函数,采用改进多目标粒子群算法对模型进行求解。文献[30]建立新能源接入配电网的多目标配置模型,采用改进非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm-II, NSGA-II)算法对模型进行求解,并对不同应用场景下新能源的最优接入容量和位置进行筛选。

网侧优化方面,当前人工智能多应用于微电网优化,并常以经济指标引导柔性负荷调整实现与电网整体的决策协同。文献[32]基于深度强化学习提出一种考虑源荷不确定性的动态经济调度方法,无需建模或预测,即可对源荷特性做出响应。文献[33]基于售电电价周期性和波动性,利用强化学习算法求解分散式储能最优充放电策略以获取周期最大收益,同时在峰谷时段通过聚合商参与需求响应市场获取补偿收益。文献[34]提出一种基于人工神经网络的数据驱动方法,利用分段线性化模型驱动方法的仿真数据,实现电-气耦合系统的快速经济调度。在耦合系统的状态恢复精度和计算效率方面甚至优于二阶锥规划,并且在多周期调度问题上,有良好的可扩展性。

荷侧优化方面,将柔性负荷和储能等海量用户侧资源通过信息网络聚合,由数据驱动方式对负荷响应能力进行精准量化与特征提取,通过主从博弈以及分布式优化等方法提升分布式资源参与电网调控积极

性。文献[35]利用深度强化学习方法研究大型共享电动车运营商的联合充电调度和订单调度问题。文献[36]考虑了电动汽车到站时间, 出发时间和剩余能量的随机性, 并基于深度神经网络学习充放电约束条件, 简化了模型训练流程。文献[37]提出注意力机制的多智能体深度强化学习方法, 通过对供暖、通风和空调等电能消耗设备的功耗优化, 实现了楼宇能源成本最小化。

储侧优化方面, 如何利用储能控制单元实现对电网控制能力的提升也是新形势下“源网荷储”协同技术需要研究的关键。文献[38]提出了一种协作充电控制方案, 通过基于蒙特卡洛树搜索的强化学习缓解光伏电站电池能量存储系统容量问题, 通过协调来自其他地区的分布式储能电池, 增强在配电网中的电压调节能力。文献[39]提出了一种基于深度强化学习的储能充电状态控制方法, 为电网提供频率响应服务。

源荷平衡优化方面, 由于新型电力系统源荷双侧不确定性增加, 大量场景生成使得求解规模变大, 电网优化待求变量和约束条件数目异常庞大, 传统随机、鲁棒优化算法对不确定性的刻画不准确, 考虑最差场景下的最优解, 结果较为保守, 同时需要对模型进行线性化、凸松弛, 精度不高。利用强化学习等人工智能方法, 可以自适应变量的不确定性, 有助于对高维、非线性问题的求解寻优。文献[40-41]提出了一种基于强化学习的在线求解算法, 充分考虑传统机组功率分配、可再生能源发电、负荷、电价的随机性, 储能等设备的非线性, 以及交流潮流、电压、输电线路等约束, 实现源网荷储优化运行。文献[42]基于强化学习MuZero算法研究了其在调度问题中的应用。为了适应调度应用特性, 提出强化学习与传统优化算法相结合的优化框架, 并采用长短期记忆单元提取新能

源发电和负荷特征, 在每个时间步长下, 通过对已训练模型进行蒙特卡洛树搜索结合最优潮流求解最终获得最优决策。

2 人工智能技术发展及其在电力系统应用前景分析

尽管人工智能技术的引入为能源互联网机理不清晰的动态建模及基于不完全随机信息下的优化决策提供了潜在技术路线, 但当前主流人工智能技术仍存在技术瓶颈, 如基于深度学习的人工智能技术存在灾难性遗忘问题, 难以实现数据增量学习, 形成模型训练低效问题; 又如“端到端”的决策模式导致深度学习“黑盒模型”缺乏可靠性评估方法, 形成可解释性及应用可信性问题。本章将从技术及应用前瞻角度出发, 介绍人工智能前沿研究进展并分析潜在应用场景。

2.1 元学习模型

能源系统运行状况错综复杂, 人工智能算法难以保证对模型的充分探索或对全部数据特征的有效学习, 且以标签训练范式难以衡量和实现模型在训练数据之外的决策能力, 形成模型泛化性问题。为提高人工智能训练质效, 要求人工智能具备持续学习及泛化能力, 研究有效、稳健、连续地从非平稳环境中获取有效经验的方法。

传统机器学习实际应用中通常难以保证足量数据以使深度模型微调参数至收敛, 很多领域要求快速反应、快速学习。元学习可以有效提高数据利用和计算效率, 高效协同机器与人类决策。元学习的基础形态可以描述为基于泛化性能强的一个初始网络对新数据集的快速适应, 也即机器学习中的小样本学习甚至零样本学习。最出色的多任务泛化验证实验结果来自模型无关元学习算法(model-agnostic meta-learning, MAML)及其后续改进型。目前, 领域内将元学习的研究对象表达为3类, 分别为针对元知识表达形式的元表征研究、针对优化方法选择的元优化器研究和针对不同目的定制任务的元目标研究^[43]。特别的, 作为领域结合的元强化学习同样受到关注, 其希望提升强化学习算法泛化能力以实现在没有见过或者经验较少的决策任务的快速学习。元强化学习的主要研究方向包括任务自适应的奖励函数和探索策略生成, 以及任务环境系列生成等^[44]。

应用方面, 随着元学习在多样化和多模式任务分

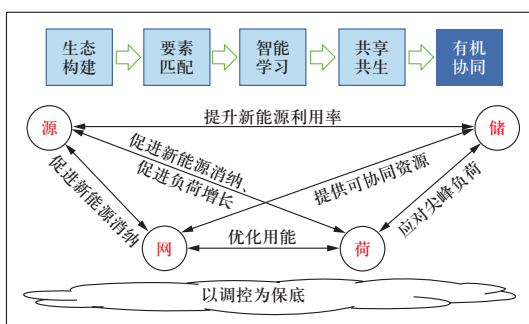


图1 人工智能赋能新能源供给及消纳

Fig. 1 Artificial intelligence enables new energy supply and consumption

配学习中的不断突破,有望实现快速多目标优化决策。文献[45]提出一种基于元学习动态选择集成的电力调度数据异常检测方法,有效提高检测准确性及通用性。此外,在协同优化方面,基于不同网络拓扑结构形成决策任务族训练元学习智能体,有助于突破拓扑约束限制,使智能体快速适应新拓扑,避免因环境改变造成的模型重复训练;元学习可有效提升模型在线学习和适应性学习能力,在应对电网紧急状态的快速适应以及提升多目标优化有效性等方面同样值得关注。

2.2 无监督预训练大规模模型

目前,以预训练加精细微调的范式提升神经网络的学习能力,除了上述提及的基于快速适应任务环境实现小样本或零样本学习的元学习模型,还有基于多模态信息融合无监督预训练大规模模型。

多模态信息融合无监督预训练大规模模型是近年来兴起于自然语言处理领域的技术。以OpenAI发布的由1750亿个参数构成的GPT-3^[46]自然语言处理模型为代表,试图将“弱人工智能”推向极限。除此之外,同样由OpenAI发布的DALL-E^[47]借助大规模参数训练成功实现了图像及文字的多模态数据融合,展现出了惊人的语言理解和图像生成能力,进一步发掘了超级模型的潜力。由中国人民大学主导的“文澜”^[48]大规模中文多模态预训练模型实现了基于中文的视觉-语言检索和基础常识理解。

相关研究表明预训练模型准确性的提高和泛化能力没有直接关系,而训练数据集的多样性以及自我监督训练本身可以有效改善分布外泛化能力和检测能力^[49]。从这一角度出发,新的自监督形式是模型泛化鲁棒性提升的研究方向之一。此外,以不变性风险最小化^[50](invariant risk minimization)和深度学习模块化^[51](modularity)等各具特色的研究同样在泛化性研究上取得了成果,但都远未达到应用标准。可以预见,真正实现人工智能模型分布外泛化能力,一定需要对主流训练方法及架构进行变革。

应用方面,电力系统源网荷储运行要素相对割裂,难于在统一模型中进行完整表达,难以有效支撑新型电力系统对新能源的大规模并网消纳。大规模模型中丰富的特征提取参数结构及无监督自映射训练方法为统一建模提供了思路^[52]。如通过电力系统规范语料信息、调度机制文本信息、实时量测数据与系统运行数据训练大规模预训练模型,将有助于快速完成调

控策略生成及系统运行方式生成,有力支撑能源互联网调度辅助决策。

2.3 可解释性与人机混合增强

电力系统运行具有极高的安全性要求,而以深度学习为基础的人工智能模型可解释性差是目前技术无法在系统实际落地的主要原因。针对深度学习模型可信性,一方面需要研究深度神经网络的解释方法实现错误溯源,另一方面需要研究混合增强技术实现人机协同提升人工智能模型决策可靠性。

目前深度神经网络解释方法方面,主要方法分为3类:对模型内部学习的权重参数、神经网络神经元参数或者特征的可视化方法;对不同区域特征汇总统计或者显著性分析以建立特征和预测结果之间的因果关系;基于近似模拟黑盒预测的可解释统计模型解释模型内部的参数或者特征统计信息^[53]。以上方法仍停留于定性统计探索阶段,被用于解释深度神经网络特征及预测结果时仍然无法满足可靠应用要求,仍需进一步研究参数运作机制,统一定量可解释性评价指标及扩大解释方法应用范围。

另外,由于智能决策结果所有的最终仲裁者和服务对象均为人类自身,人类对机器决策的干预始终无法避免。人工智能技术研究面对的场景往往不具有人类面临的许多实际问题的高度复杂性、不确定性和开放性,在人工智能模型应用中,有必要引入人工监督、交互和参与,通过人机协同混合增强,避免人工智能技术在一些重要应用中的局限性所带来的风险甚至危害^[52]。混合增强技术的实现主要通过两种途径。一是以提高智能系统的置信度为目标,构建以人在回路为核心的混合增强智能;二是依托认知计算将人类知识得到最大利用^[54]。

应用方面,文献[55]对电力系统机器学习可解释性方法的基本概念、研究框架与关键技术等进行探索,构建机器学习模型“构建-解释-诊断-提升”的技术周期迭代闭环。可解释性研究方面的突破,将有助于分析以强化学习为代表的模型决策底线,从根本上避免不合理决策的产生;构建以人在回路为核心的系统调度运行机制,也将有效提升系统运行可靠性。

2.4 数字孪生

数字孪生由美国密西根大学Grieves教授首次提出^[55],通过数字化物理产品并实现虚拟与物理间数据交互,最终实现对物理产品的全生命周期管理。随着

数字孪生在航空航天、智慧城市、智慧制造等领域的研究和应用, 数字孪生的概念也在不断演化与发展。

数字孪生通过对物理系统的精准感知、实时连接, 构建与物理系统实时完整映射的数字空间, 通过在数字空间的计算、分析、优化和决策, 并通过控制、响应及协同等实现对物理系统的认知、诊断、预测、决策和管理^[57]。动态建模及协同仿真^[58-59]作为数字孪生的基本方法理论, 可以构建系统元件和系统动态演化模型, 通过分析数据本身及数据间关系, 提取数据中的关键信息, 构建动态的统计模型; 通过多元数据融合及数据-物理模型融合, 构建多环节多时空尺度的协同仿真, 突破机理模型的假设简化限制, 提高系统分析评估的准确性, 对动态对象建模及仿真具备技术优势。

数字孪生应用于新型电力系统, 通过人工智能算法对源网荷储各元素进行全面协调控制以及对包含感知、传输、计算、动作执行的全过程进行超前处理, 构建满足全局性和超实时性要求的电网稳定控制新机理^[60]; 利用电网广域时空信息, 深度强化学习等人工智能技术为电网控制提供更强的模型适配能力、实时更新能力以及控制轨迹追踪能力, 结合机电混合仿真等技术, 更好地揭示电网的时空动力学运行特性及演变规律, 协调空间、时间及目标要素, 实现多角度的电网综合协调控制。

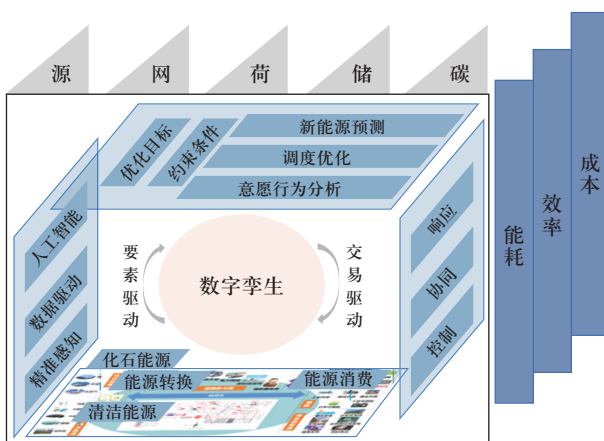


图2 数字孪生驱动的能量互联网理论模型

Fig. 2 Theoretical model of energy Internet driven by digital twin

3 人工智能技术在新型电力系统应用场景

随着人工智能技术学习能力、泛化能力、可解释性、人机互动等方面的提升与突破, 融合先验知识的

机器学习方法, 可以更清晰表征电网的时空特征; 基于数据知识融合驱动建模, 辅助提升或弥补机理模型; 基于群体智能、混合增强智能、精准智能等, 实现复杂环境下的优化计算, 这些都将成为系统的调控提供决策支持, 实现电力系统各要素之间的协同控制和优化配置。

3.1 源网荷储广域协同

新型电力系统面临的主要挑战是解决新能源的高效送出、消纳以及系统的平衡稳定, 人工智能技术的广泛应用有助于多资源广域配置及运行优化, 提升源网荷储协同水平。

1) 基于规划、运行、天气等海量数据, 利用人工智能技术对新能源出力及负荷需求通道输送能力进行精准预测。

2) 构建电力系统大规模模型, 结合弹性输电技术和多端直流网进行多综合能源的快速功率互补及调配, 利用不同地区气候差异、不同类型能源发电特征差异, 在更广域范围内实现新能源出力的互补, 降低波动性随机性的影响。

3) 基于跨区域、全寿命、多尺度、高安全复合维度的数据融合和特征挖掘, 实现电网数据的分层分权协同管理, 构建电网精准仿真的智能数据管理平台。通过智能决策技术优化资源配置, 动态调配优化各能源基地外送通道的输电潜力, 提升跨区域外送通道的整体外送能力。

3.2 台区微电网智能自治

台区微电网通过人工智能(边缘计算)对天气、用户行为以及系统外特性的统筹判断实现台区自治^[61], 形成智能微电网。

通过微网将分布式新能源、储能、负荷以及多种能源聚合, 利用深度神经网络等技术构建短期负荷预测以及发电预测模型, 通过深度强化学习等技术进行多种能源的综合利用, 构建各耦合元件和储电、储热、储气等储能设备的互动方式, 协调可控发电机与分布式新能源之间的配合, 同时多微网主体或者多运营商之间的博弈互动以及需求响应的条件下, 通过边缘计算对分布式的智能体进行管理, 通过各智能体与相邻智能体之间的通信来优化各智能体的调度策略^[62], 在满足微网自治要求的同时, 提高新能源消纳能力, 降低微网运营成本, 将微网自身收益最大化。

4 结论及建议

展望“十四五”，要实现能源清洁、低碳转型的巨大变革，电力系统面临重大挑战。构建新型电力系统，开展能源互联网建设，实现系统的数字化、智能化升级是实现能源转型变革的有力支撑。通过建立源、网、荷、储广泛互联的全要素协同支撑平台，将能源互联网物理系统映射到可计算、可仿真、可优化、可决策的数字空间；在数字空间，人工智能技术以数字赋能、数据驱动为核心理念，提供解决能源互联网动态、不确定、机理模糊、控制复杂等难题的具体手段，支撑新能源大规模供给消纳，使新型电力系统更加有序、更加智能。

通过本文的分析，可以归纳出如下结论。

1) 人工智能在新型电力系统预测、建模、分析及优化控制等核心领域的应用研究中展现出蓬勃发展势头，具有广阔应用前景。虽然较好解决了建模分析困难、系统特性与运行机理难以刻画和描述、系统协调控制难度大等问题，但是因人工智能技术本身的限制，其在具体落地中也面临诸多问题。

2) 元学习、无监督预训练大规模模型、可解释性与人机混合增强等人工智能技术的不断突破，将进一步促进人工智能在模型泛化、可解释性等方面的发展提升，这将推动新型电力系统具备更加强大的建模、推演、决策、人机信任及人机协同能力，促进其在广域源网荷储协同及台区微电网智能自治等领域的落地实施。

未来，随着包括类脑计算在内的先进计算模式的尝试和开展，以及所谓多模态综合性模型的人工智能形态成熟完善，将继续促进人工智能在算力、算法以及应用等方面的创新发展，不断赋能新型电力系统有序构建及源网荷储高效协同，持续提升新型电力系统对能源供给消纳能力及安全稳定运行水平，助力中国能源转型发展和“双碳”目标的顺利实现。

参考文献

[1] 王继业, 蒲天骄, 仝杰, 等. 能源互联网智能感知技术框架与应用布局[J]. 电力信息与通信技术, 2020, 18(4): 1-14. WANG Jiye, PU Tianjiao, TONG Jie, et al. Intelligent perception technology framework and application layout of energy Internet[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2020, 18(4): 1-14 (in Chinese).

[2] 国家发展改革委. 关于推进“互联网+”智慧能源发展的指

导意见[EB/OL]. (2016-02-24). https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/201602/t20160229_963595.html.

[3] 江冰. 构建面向30·60的新型电力系统: 中国电力4.0的思考[J]. 全球能源互联网, 2021, 4(6): 534-541. JIANG Bing. Building new power system for 30·60—reflections on China's electricity 4.0[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(6): 534-541 (in Chinese).

[4] 袁伟, 王彩霞, 李琼慧, 等. 面向新能源大规模消纳的大容量储能多分区两阶段优化配置方法研究[J]. 全球能源互联网, 2021, 4(4): 393-400. YUAN Wei, WANG Caixia, LI Qionghui, et al. Multi-area two-stage optimal allocation method of large-scale energy storage for renewable energy consumption[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(4): 393-400 (in Chinese).

[5] 吴克河, 王继业, 李为, 等. 面向能源互联网的新一代电力系统运行模式研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(4): 966-979. WU Kehe, WANG Jiye, LI Wei, et al. Research on the operation mode of new generation electric power system for the future energy Internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(4): 966-979 (in Chinese).

[6] 蒲天骄, 陈盛, 赵琦, 等. 能源互联网数字孪生系统框架设计及应用展望[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(6): 2012-2029. PU Tianjiao, CHEN Sheng, ZHAO Qi, et al. Framework design and application prospect for digital twins system of energy Internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(6): 2012-2029 (in Chinese).

[7] 沈沉, 贾孟硕, 陈颖, 等. 能源互联网数字孪生及其应用[J]. 全球能源互联网, 2020, 3(1): 1-13. SHEN Chen, JIA Mengshuo, CHEN Ying, et al. Digital twin of the energy Internet and its application[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2020, 3(1): 1-13 (in Chinese).

[8] 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 (in Chinese).

[9] 蒲天骄, 乔骥, 韩笑, 等. 人工智能技术在电力设备运维检修中的应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 369-383. PU Tianjiao, QIAO Ji, HAN Xiao, et al. Research and application of artificial intelligence in operation and maintenance for power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 369-383 (in Chinese).

[10] 朱琼峰, 李家腾, 乔骥, 等. 人工智能技术在新能源功率预测的应用及展望[J/OL]. 中国电机工程学报. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.213114>. ZHU Qiongfeng, LI Jiateng, QIAO Ji, et al. Application and prospect of AI technology in renewable energy forecasting[J/

- OL]. Proceedings of the CSEE. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.213114>(in Chinese).
- [11] 杨博, 陈义军, 姚伟, 等. 基于新一代人工智能技术的电网稳定评估与决策综述[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(22): 200-223.
YANG Bo, CHEN Yijun, YAO Wei, et al. Review on stability assessment and decision for power systems based on new-generation artificial intelligence technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(22):200-223 (in Chinese).
- [12] 汤涌, 姚伟, 王宏志, 等. 电网仿真分析与决策的人工智能方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(15): 5384-5406.
TANG Yong, YAO Wei, WANG Hongzhi, et al. Artificial intelligence techniques for power grid simulation analysis and decision making[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(15): 5384-5406 (in Chinese).
- [13] 邢晓萱, 巩敦卫, 孙晓燕, 等. 基于重构误差和极端模式识别的综合能源系统短期负荷预测[J/OL]. 中国电机工程学报. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20221101.1734.017.html>.
XING Xiaoxuan, GONG Dunwei, SUN Xiaoyan, et al. Short-term load forecasting of integrated energy system based on reconstruction Error and extreme patterns recognition[J/OL]. Proceedings of the CSEE. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20221101.1734.017.html>(in Chinese).
- [14] 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/OL]. 电网技术. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.TM.20221013.1648.003.html>.
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/OL]. Power System Technology. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.TM.20221013.1648.003.html>(in Chinese).
- [15] DU P W. Ensemble machine learning-based wind forecasting to combine NWP output with data from weather station[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2019, 10(4): 2133-2141.
- [16] 梁志峰, 董存, 吴骥, 等. 组合辐射衰减因子预报与RBF神经网络的光伏短期功率预测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(11): 4114-4120.
LIANG Zhifeng, DONG Cun, WU Ji, et al. Short-term photovoltaic power prediction method combining with radiation attenuation factor prediction and RBF neural network[J]. Power System Technology, 2020, 44(11): 4114-4120 (in Chinese).
- [17] SARHANI M, EL AFIA A, FAIZI R. Hybrid approach-based support vector machine for electric load forecasting incorporating feature selection[J]. International Journal of Big Data Intelligence, 2017, 4(3): 141.
- [18] 董彦军, 王晓甜, 马红明, 等. 基于随机森林与长短期记忆网络的电力负荷预测方法[J]. 全球能源互联网, 2022, 5(2): 147-156.
DONG Yanjun, WANG Xiaotian, MA Hongming, et al. Power load forecasting method based on random forest and long short-term memory[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2022, 5(2): 147-156 (in Chinese).
- [19] 孙超, 吕奇, 朱思瞳, 等. 基于双层XGBoost算法考虑多特征影响的超短期电力负荷预测[J]. 高电压技术, 2021, 47(8): 2885-2898.
SUN Chao, LÜ Qi, ZHU Sitong, et al. Ultra-short-term power load forecasting based on two-layer XGBoost algorithm considering the influence of multiple features[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(8): 2885-2898 (in Chinese).
- [20] 杨斌, 杜文娟, 王海凤. 数据驱动下的虚拟同步发电机等效建模[J]. 电网技术, 2020, 44(1): 35-43.
YANG Bin, DU Wenjuan, WANG Haifeng. Equivalent modeling of virtual synchronous generator based on data-driven method[J]. Power System Technology, 2020, 44(1): 35-43 (in Chinese).
- [21] QIAO J, PU T J, WANG X Y. Renewable scenario generation using controllable generative adversarial networks with transparent latent space[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2020, 7(1): 66-77.
- [22] WANG X N, WANG Y S, SHI D, et al. Two-stage WECC composite load modeling: a double deep Q-learning networks approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(5): 4331-4344.
- [23] TAN M, YUAN S P, LI S H, 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.
- [24] 王轲, 钟海旺, 余南鹏, 等. 基于seq2seq和Attention机制的居民用户非侵入式负荷分解[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(1): 75-83.
WANG Ke, ZHONG Haiwang, YU Nanpeng, et al. Nonintrusive load monitoring based on sequence-to-sequence model with attention mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 75-83 (in Chinese).
- [25] 何桂雄, 金璐, 李克成, 等. 基于改进DaNN的综合能源系统多能负荷预测[J]. 电力工程技术, 2021, 40(6): 25-33.
HE Guixiong, JIN Lu, LI Kecheng, et al. Multiple energy load forecasting of integrated energy system based on improved DaNN[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(6): 25-33 (in Chinese).
- [26] 张庶, 李华静, 张宛利, 等. 基于时序的新能源跨区域消纳评估方法研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(5): 126-130.
ZHANG Shu, LI Huajing, ZHANG Wanli, et al. Research on inter-regional renewable energy accommodation assessment method based on time series production simulation[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(5): 126-130 (in Chinese).
- [27] 陈明华, 刘群英, 张家枢, 等. 基于XGBoost的电力系统暂态稳定预测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 1026-1034.

- CHEN Minghua, LIU Qunying, ZHANG Jiashu, et al. XGBoost-based algorithm for post-fault transient stability status prediction[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(3): 1026-1034 (in Chinese).
- [28] 郑智聪, 王红, 齐林海. 基于深度学习模型融合的电压暂降源识别方法[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(1): 97-104.
ZHENG Zhicong, WANG Hong, QI Linhai. Recognition method of voltage sag sources based on deep learning models' fusion[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(1): 97-104 (in Chinese).
- [29] SUN M Y, KONSTANTELOS I, STRBAC G. A deep learning-based feature extraction framework for system security assessment[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(5): 5007-5020.
- [30] 邵振国, 黄新东, 张嫣, 等. 基于多场景改进Krawczyk区间潮流算法的分布式新能源多目标优化配置[J]. *电网技术*, 2021, 45(5): 1818-1827.
SHAO Zhenguo, HUANG Xindong, ZHANG Yan, et al. Multi-objective optimal configuration of renewable distributed generation based on modified multi-scene Krawczyk interval power flow algorithm[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(5): 1818-1827 (in Chinese).
- [31] 刘向实, 王凌纤, 吴炎彬, 等. 计及配电网运行风险的分布式电源选址定容规划[J]. *电工技术学报*, 2019, 34(增刊1): 264-271.
LIU Xiangshi, WANG Lingxian, WU Yanbin, et al. Locating and sizing planning of distributed generation power supply considering the operational risk cost of distribution network[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2019, 34(S1): 264-271 (in Chinese).
- [32] 杨挺, 赵黎媛, 刘亚闯, 等. 基于深度强化学习的综合能源系统动态经济调度[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(5): 39-47.
YANG Ting, ZHAO Liyuan, LIU Yachuang, et al. Dynamic economic dispatch for integrated energy system based on deep reinforcement learning[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(5): 39-47 (in Chinese).
- [33] 邵明明, 刘友波, 陈婧婷, 等. 分散式储能自趋优经济运行的强化学习算法[J]. *电网技术*, 2020, 44(5): 1696-1705.
SHAO Mingming, LIU Youbo, CHEN Jingting, et al. Reinforcement learning driven by self-optimizing operation for distributed electrical storage system[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(5): 1696-1705 (in Chinese).
- [34] LIU Haizhou, SHEN Xinwei, GUO Qinglai, et al. A data-driven approach towards fast economic dispatch in electricity-gas coupled systems based on artificial neural network[J]. *Applied Energy*, 2021, 286: 116480.
- [35] LIANG Y C, DING Z H, DING T, et al. Mobility-aware charging scheduling for shared on-demand electric vehicle fleet using deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(2): 1380-1393.
- [36] LI H P, WAN Z Q, HE H B. Constrained EV charging scheduling based on safe deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(3): 2427-2439.
- [37] YU L, SUN Y, XU Z B, et al. Multi-agent deep reinforcement learning for HVAC control in commercial buildings[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(1): 407-419.
- [38] AL-SAFFAR M, MUSILEK P. Reinforcement learning-based distributed BESS management for mitigating overvoltage issues in systems with high PV penetration[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(4): 2980-2994.
- [39] SANCHEZ GOROSTIZA F, GONZALEZ-LONGATTI F M. Deep reinforcement learning-based controller for SOC management of multi-electrical energy storage system[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(6): 5039-5050.
- [40] 朱涛, 陈嘉俊, 段秦刚, 等. 基于近似动态规划的工业园区源-网-荷-储联合运行在线优化算法[J]. *电网技术*, 2020, 44(10): 3744-3752.
ZHU Tao, CHEN Jiajun, DUAN Qingang, et al. Approximate dynamic programming-based online algorithm for combination operation of source-network-load-storage in the industrial park[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(10): 3744-3752 (in Chinese).
- [41] XI L, ZHOU L P, LIU L, et al. A deep reinforcement learning algorithm for the power order optimization allocation of AGC in interconnected power grids[J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2020, 6(3): 712-723.
- [42] SHUAI H, HE H B. Online scheduling of a residential microgrid via Monte-Carlo tree search and a learned model[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(2): 1073-1087.
- [43] HOSPEDALES T, ANTONIOU A, MICAELLI P, et al. Meta-learning in neural networks: a survey[EB/OL]. (2020-11-07). arXiv: 2004.05439. <https://arxiv.org/abs/2004.05439>.
- [44] BOTVINICK M, RITTER S, WANG J X, et al. Reinforcement learning, fast and slow[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2019, 23(5): 408-422.
- [45] 傅世元, 高欣, 张浩, 等. 基于元学习动态选择集成的电力调度数据异常检测方法[J]. *电网技术*, 2022, 46(8): 3248-3261.
FU Shiyuan, GAO Xin, ZHANG Hao, et al. Anomaly detection for power dispatching data based on meta-learning dynamic ensemble selection[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(8): 3248-3261 (in Chinese).
- [46] BROWN T B, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[EB/OL].(2020-07-22).arXiv: 2005.14165. <https://arxiv.org/abs/2005.14165>.
- [47] RAMESH A, PAVLOV M, GOH G, et al. Zero-shot text-to-image generation[EB/OL].(2021-02-26).arXiv: 2102.12092. <https://arxiv.org/abs/2102.12092>.
- [48] HUO Y Q, ZHANG M L, LIU G Z, et al. WenLan: bridging vision and language by large-scale multi-modal pre-training[EB/OL].(2021-07-08).arXiv: 2103.06561. <https://arxiv.org/abs/2103.06561>.

- arxiv.org/abs/2103.06561.
- [49] HENDRYCKS D, LIU X, WALLACE E, et al. Pretrained transformers improve out-of-distribution robustness[EB/OL].(2020-04-16).arXiv: 2004.06100. <https://arxiv.org/abs/2004.06100>.
- [50] ARJOVSKY M, BOTTOU L, GULRAJANI I, et al. Invariant risk minimization[EB/OL].(2020-05-27).arXiv: 1907.02893. <https://arxiv.org/abs/1907.02893>.
- [51] ANDREAS J, ROHRBACH M, DARRELL T, et al. Neural module networks[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 39-48.
- [52] 王继业. 人工智能赋能能源网荷储协同互动的应用及展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(21): 7667-7682.
WANG Jiye. Application and prospect of collaborative interaction between load and storage in artificial intelligence energy network [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(21): 7667-7682 (in Chinese).
- [53] GILPIN L H, BAU D, YUAN B Z, et al. Explaining explanations: an overview of interpretability of machine learning[C]//2018 IEEE 5th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA). October 1-3, 2018, Turin, Italy. IEEE, 2019: 80-89.
- [54] 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.
- [55] 蒲天骄, 乔骥, 赵紫璇, 等. 面向电力系统智能分析的机器学习可解释性方法研究(一): 基本概念与框架[J/OL]. 中国电机工程学报. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.221366>.
PU Tianjiao, QIAO Ji, ZHAO Zixuan, et al. Research on interpretable methods of machine learning applied in intelligent analysis of power system (part I): basic concept and framework[J/OL]. Proceedings of the CSEE. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.221366> (in Chinese).
- [56] KAHLEN F J, FLUMERFELT S, ALVES A. Transdisciplinary perspectives on complex systems: new findings and approaches[M]. Cham: Springer International Publishing, 2017.
- [57] 刘云鹏, 刘一瑾, 律方成, 等. 数字孪生技术在输变电设备中的应用前景与关键技术[J]. 高电压技术, 2022, 48(5): 1621-1633.
LIU Yunpeng, LIU Yijin, LÜ Fangcheng, et al. Application prospect and key technology of digital twin in power transmission and transformation equipment[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1621-1633 (in Chinese).
- [58] 夏越, 陈颖, 杜松怀, 等. 综合能源系统多时间尺度动态时域仿真关键技术[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(10): 97-110.
XIA Yue, CHEN Ying, DU Songhuai, et al. Key technologies for multi-time-scale dynamic time-domain simulation of integrated energy system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(10): 97-110 (in Chinese).
- [59] 杜晓东, 赵建利, 刘科研, 等. 基于数字孪生的光伏高比例配电网过载风险预警方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(9): 136-144.
DU Xiaodong, ZHAO Jianli, LIU Keyan, et al. Digital twin early warning method study for overload risk of distribution network with a high proportion of photovoltaic access[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(9): 136-144 (in Chinese).
- [60] 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): 447-458.
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): 447-458 (in Chinese).
- [61] 武梦景, 万灿, 宋永华, 等. 含多能微网群的区域电热综合能源系统分层自治优化调度[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(12): 20-29.
WU Mengjing, WAN Can, SONG Yonghua, et al. Hierarchical autonomous optimal dispatching of district integrated heating and power system with multi-energy microgrids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(12): 20-29 (in Chinese).
- [62] 董雷, 刘雨, 乔骥, 等. 基于多智能体深度强化学习的电热联合系统优化运行[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4729-4738.
DONG Lei, LIU Yu, QIAO Ji, et al. Optimal dispatch of combined heat and power system based on multi-agent deep reinforcement learning[J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4729-4738 (in Chinese).

收稿日期: 2022-10-09; 修回日期: 2022-11-28。

作者简介:

赵日晓(1989), 男, 博士, 工程师, 研究方向为电力人工智能、数字孪生及综合能源领域。通信作者, E-mail: rixiaozhao@126.com。



赵日晓

(责任编辑 张鹏)