

人工智能在新型配电系统 规划中的应用综述

陈彬^{1,2}, 陈秉乾^{1,2}, 廖锦霖^{1,2}

(1. 国网福建省电力有限公司经济技术研究院, 福州市 350013; 2. 多灾害地区配电网规划与运行控制技术国家电网公司实验室, 福州市 350013)

摘要:【目的】在“双碳”目标引领与能源转型驱动下,高比例分布式电源、柔性负荷、新型储能等多元主体规模化并网,推动新型配电系统呈现源网荷储深度耦合、形态结构动态演化等特征。传统依赖经验决策的规划模式已难以应对系统不确定性激增、多目标约束耦合等复杂挑战,亟需依托人工智能(artificial intelligence, AI)技术构建适配新型配电系统发展需求的规划新范式。【方法】系统梳理新型配电系统规划的核心流程与技术痛点,分析规划知识图谱构建、源荷预测与场景生成、电力平衡、容量规划与网架优化、源网荷储协同规划等环节的核心挑战,系统阐述相关研究进展与技术应用范式。对基于人工智能的新型配电系统规划技术存在的多源异构数据融合效率低、模型跨场景泛化能力不足、规划决策可解释性欠缺、多目标优化权重动态适配困难、方案工程落地性考量不足等问题进行了总结与分析,并提出了融合图学习与物理约束提升模型适配性、依托迁移学习与数据增强技术强化跨场景及小样本应用能力、基于多模态融合技术深化数据挖掘、结合因果推理增强决策可解释性、构建人机混合智能体系提升规划实操性等关键技术发展方向。【结果】相较于传统规划方法,人工智能技术凭借强大的数据处理与智能决策能力,为新型配电系统规划提供了高效、精准的解决方案,具备多场景适配、多目标协同的显著优势,但仍面临技术落地与工程实用化的系列瓶颈。【结论】未来需持续推进人工智能与新型配电系统规划的深度融合,攻克核心技术难题,为配电网高质量发展提供技术支撑与决策参考。

关键词:人工智能(AI);新型配电系统规划;配电网规划;研究现状;技术展望

中图分类号: TM72

文献标志码: A

文章编号: 1000-7229(2026)07-0051-18

DOI: 10.12204/j.issn.1000-7229.2026.07.005

Review on Application of Artificial Intelligence in New Distribution System Planning

CHEN Bin^{1,2}, CHEN Bingqian^{1,2}, LIAO Jinlin^{1,2}

(1. Economic and Technology Institute, State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Fuzhou 350013, China;

2. Distribution Network Planning and Operation Control Technology in Multiple Disaster Superimposed

Areas State Grid Corporation of China Laboratory, Fuzhou 350013, China)

ABSTRACT: [Objective] Driven by the carbon peaking and carbon neutrality goals and energy transition, the large-scale grid connection of multiple entities such as high-share distributed generation, flexible loads, and new energy storage has promoted new distribution systems to exhibit characteristics including deep generation-network-load-storage coupling and dynamic evolution of morphological structures. Traditional experience-dependent planning models are no longer capable of addressing complex challenges such as the surge in system uncertainty and the coupling of multi-objective constraints. There is an urgent need to establish a new planning paradigm adapted to the development needs of the new distribution system by relying on artificial intelligence (AI) technologies. [Methods] This paper systematically sorts out the core processes and technical pain points of new distribution system planning, analyzes the key challenges in links such as planning knowledge graph construction, generation-load forecasting and scenario generation, power balance, capacity planning and network optimization, and generation-network-load-storage coordinated planning, and comprehensively elaborates on relevant

research progress and technical application paradigms. This paper summarizes and analyzes the existing problems of AI-based new distribution system planning technologies, such as low efficiency in multi-source heterogeneous data fusion, insufficient cross-scenario generalization capability of models, lack of interpretability in planning decisions, difficulty in dynamic adaptation of multi-objective optimization weights, and inadequate consideration of the engineering feasibility of schemes. Corresponding key technical evolution directions are highlighted, including enhancing model adaptability through the integration of graph learning and physical constraints, strengthening cross-scenario and small-sample application capabilities via transfer learning and data augmentation, deepening data mining based on multi-modal fusion technology, improving decision interpretability by combining causal reasoning, and building a human-machine hybrid intelligence system to enhance planning practicality. **[Results]** Compared with traditional planning methods, AI technologies, relying on their powerful data processing and intelligent decision-making capabilities, provide efficient and accurate solutions for new distribution system planning, and have significant advantages in multi-scenario adaptation and multi-objective coordination. However, they still face a series of bottlenecks in technical implementation and engineering application. **[Conclusions]** In the future, it is necessary to continuously promote the deep integration of AI and new distribution system planning, tackle core technical challenges, and provide technical support and decision-making references for the high-quality development of distribution networks.

This work is supported by Smart Grid National Science and Technology Major Special Project (2030) (No. 2024ZD0800500).

KEYWORDS: artificial intelligence (AI); new distribution system planning; distribution network planning; research status; technology prospects

0 引言

配电网作为电力系统连接能源生产与终端消费的核心枢纽,既是新型电力系统“源网荷储”深度协同的关键载体、分布式可再生能源消纳的核心平台,也是能源转型落地的末端支撑,其规划质量直接关系到电力系统安全稳定运行、能源利用效率与“双碳”目标落地成效^[1-2]。在“双碳”目标与新型电力系统建设战略引领下,高比例分布式光伏、风电等波动性电源规模化并网,新型储能、电动汽车充电设施等灵活资源高比例渗透,叠加电力市场化改革持续深化,传统配电网正加速从“单向供电、经验主导”模式,向“多主体协同、多目标约束”的新型配电系统转型^[3-5]。

这一转型过程中,配电网规划的复杂性与不确定性呈指数级增长,传统基于物理模型的规划方法已陷入明显瓶颈。从规划输入来看,源荷双侧的随机特性大幅增强,分布式新能源出力受光照、风速等自然条件影响呈现强波动性与间歇性,电动汽车充电负荷的时空分布不均、工商业柔性负荷的动态响应特性,使得负荷侧预测难度剧增;极端暴雨、台风、高温等气象灾害频发,进一步加剧了源荷预测的不确定性,而传统物理模型难以精准量化这类非线性、突发性影响。从规划维度来看,需统筹考量的因素显著增多,不仅要满足 $N-1$ 安全准则、投资经济性等传统目标,还需兼顾新能源消纳、低碳减排、多元主体利益平衡等多重诉求,传统模型难以破解多目标

间的耦合制约关系。从求解效率来看,海量场景下的优化计算面临“维数灾”,随着配电网节点规模扩大与源荷场景数量激增,传统物理建模与确定性分析方法的计算复杂度呈指数级上升,难以在合理时间内输出最优规划方案,更无法适配动态变化的规划需求。

人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术的快速崛起为破解上述难题提供了全新路径。凭借强大的海量数据处理、隐含特征挖掘与复杂问题优化能力^[6-7],人工智能能够突破传统物理模型的假设局限,通过深度学习模型可精准捕捉源荷数据的时序与空间关联特征,提升不确定性场景下的预测精度;借助强化学习、进化算法等可高效求解多目标优化问题,实现安全、经济、低碳等目标的全局平衡;利用无监督聚类、生成式模型等可快速降维海量场景,提升规划方案的求解效率与鲁棒性。近年来,人工智能在能源领域的研究与应用持续升温,国内外学者围绕源荷预测、网架优化、资源协同配置等关键环节开展了大量探索,取得了系列突破性成果^[8-9]。

梳理现有研究发现,尽管人工智能在电力系统主网规划、暂态稳定评估、故障诊断等领域已形成多篇综述类文献,系统总结了技术应用现状与发展趋势,但针对新型配电系统规划这一层级的综述仍较为匮乏。与主网相比,新型配电系统具有节点数量多、拓扑结构复杂、源荷类型多样、工程约束具体等显著特征,人工智能技术的应用场景、适配模型与落地路径存在明显差异。此外,现有研究在方法对比、

数据不足场景适应性、模型泛化能力等关键问题上仍缺乏深入探讨。

为此,本文首先剖析新型配电系统规划的核心挑战;其次,梳理支撑规划的人工智能核心技术与适配场景,并补充不同人工智能方法的优劣势对比;然后,详细阐述人工智能在规划关键环节的应用现状及存在问题;最后,总结现存技术瓶颈并提出未来发展方向,旨在为相关学术研究与工程实践提供全面、系统的参考。

1 新型配电系统规划面临的挑战

1.1 新型配电系统核心元素及规划流程

新型配电系统是“双碳”目标与新型电力系统建设背景下,融合多元能源资源、柔性调节资源与数字化技术的复杂系统,其核心元素围绕“源、网、荷、储”四大维度协同构建。源侧以高比例分布式新能源为主导,具有强随机性与间歇性;网侧向柔性化、智能化升级,从“被动承载”转向“主动调控”;荷侧多元化与柔性化转型,通过需求响应成为互动主体;储侧通过多元化储能技术协同配置,平抑源荷波动。新型配电系统规划流程主要包括4个步骤:源荷预测与场景生成、电力平衡分析、容量规划与网架优化、项目统筹^[10-11]。新型配电系统规划流程如图1所示。

1.2 新型配电系统规划核心挑战

新型配电系统源网荷储深度耦合、多主体协同、多目标约束的鲜明特征,使其规划面临的不确定性、

复杂性与数据处理难度呈指数级提升,而传统基于物理建模与确定性分析的规划方法,因固有局限已难以适配新时代规划需求。具体体现在以下方面:

1)多维度不确定性交织,传统确定性分析难以覆盖。新型配电系统规划需直面自然环境、技术发展、市场行为、政策环境的多重不确定性冲击:极端气象事件频发导致可再生能源出力与负荷需求的波动幅度显著增大,传统历史数据统计方法难以精准量化这类非线性、突发性影响;分布式电源、储能、电动汽车等技术的成本与性能迭代速度超出传统经验预判范畴,导致规划方案全生命周期经济性评估易出现偏差;电力市场化改革背景下,用户用电行为、储能运营商充放电策略、虚拟电厂聚合交易等市场博弈行为的主观性与随机性,打破了传统规划的确定性假设;碳达峰碳中和相关政策、补贴政策的动态调整,进一步加剧了规划目标与方向的不确定性。而传统规划多采用固定场景下的确定性建模思路,缺乏对多维度不确定性的系统量化能力,难以生成具备鲁棒性的规划方案,易出现“规划即落后”的风险。

2)源网荷储协同复杂度激增,传统孤立规划模式失效。新型配电系统的核心特征在于源网荷储各环节的深度耦合与协同互动,彻底打破了传统配电网“源侧定出力、荷侧被动接受、网侧静态适配”的简单模式。源侧分布式光伏、风电出力的强随机性与间歇性,对电力平衡提出严苛挑战;荷侧电动汽车充

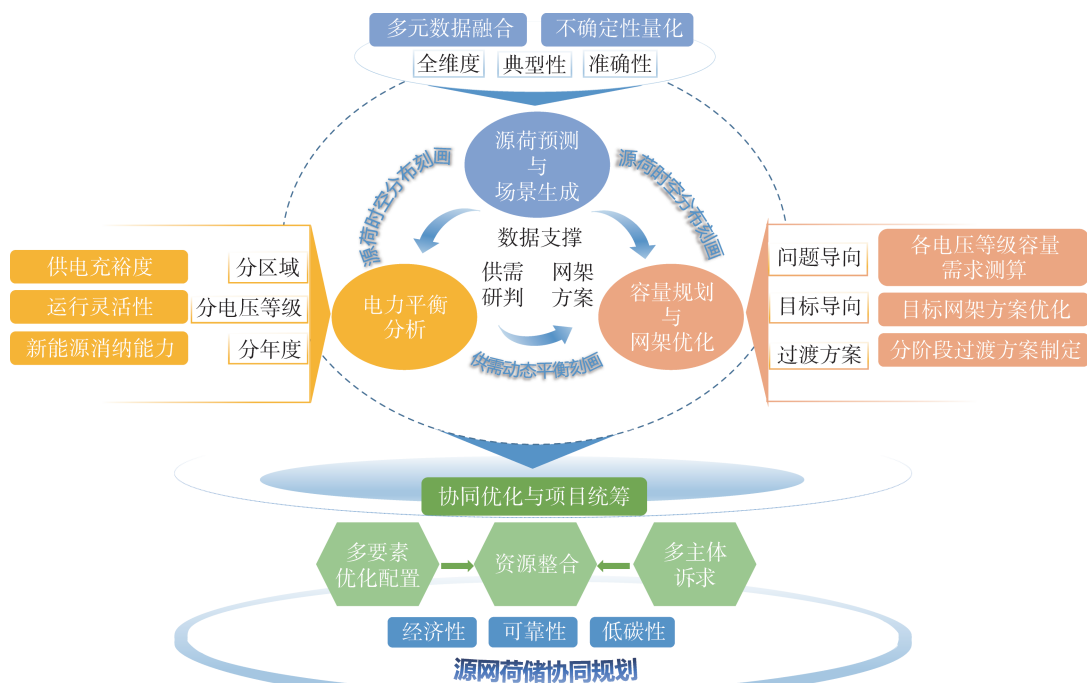


图1 新型配电系统规划流程

Fig. 1 New distribution system planning process

电负荷的时空不均、工商业负荷的柔性调节潜力差异、居民负荷的个性化特征,使负荷需求呈现“多维度、强动态”特性;储与网的协同调控需求显著提升,新型储能的选址定容需与网架结构、源荷特性精准匹配,传统“先网后储”“重网轻储”的孤立规划模式已无法实现资源最优配置。更复杂的是,发电企业、电网公司、电力用户、储能运营商等多元主体的利益诉求存在明显冲突,传统单一主体主导的规划模式难以兼顾全局最优,导致规划方案易出现局部合理、整体失衡的问题。

3)多目标优化诉求凸显,传统权重分配方法缺乏科学性。与传统配电网规划“安全可靠、投资最小”的单一核心目标不同,新型配电系统规划需实现安全可靠、经济高效、清洁低碳、多元主体利益平衡等多目标协同优化,而这些目标之间往往存在相互制约关系。传统规划多采用人工经验赋值的权重法将多目标转化为单目标优化,难以实现全局最优平衡,易导致规划方案在某一维度存在明显短板,无法满足新型电力系统高质量发展要求。

4)多源异构数据爆发式增长,传统数据处理能

力不足。数字技术的发展使新型配电系统规划可依托的数据源大幅丰富,涵盖电力系统内部设备台账、数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)运行数据,外部气象、地理、经济社会数据以及用户用电负荷曲线、电动汽车充电记录等行为数据。但这些数据呈现“多源异构、海量高维、时空耦合”的显著特征,传统数据处理方法缺乏高效的融合与价值挖掘能力:一方面难以打破不同数据源的格式壁垒与语义差异,导致多源数据无法有效联动;另一方面面对海量高维数据易陷入“维度灾难”,降维过程中易丢失关键信息,难以挖掘数据中隐含的源荷关联、时空演化等深层规律,无法为规划决策提供精准的数据支撑。

2 人工智能在新型配电系统规划中的核心技术支撑

本章对人工智能技术在新型配电系统规划中的应用现状进行阐述,不同人工智能方法的优劣势及应用场景对比见表1,人工智能在新型配电系统规划中的应用总结见表2。

表 1 不同人工智能方法的优劣势对比
Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of different AI methods

方法	优势	劣势	适用场景
知识图谱	结构化知识管理、可解释性强、支持推理	构建成本高、动态更新困难、新知识生成能力弱	规划知识复用、规则推理、案例检索
大语言模型	语义理解强、跨任务迁移能力好、交互自然	黑箱特性、存在幻觉问题、事实知识调用不精准	文本交互、辅助决策、报告生成
监督学习	建模精度高、决策可解释性强	依赖大量标注数据、泛化能力有限	负荷预测、设备状态评估
半监督学习	减少标注依赖、利用未标注数据	决策精度介于监督与无监督之间	数据标签不全的场景
无监督学习	无需标注、自主发现规律	结果不易解释、精度较低	数据预处理、场景聚类降维
深度学习	自动特征提取、时序/空间建模能力强	黑箱特性、数据依赖强、超参数调优困难	源荷预测、拓扑识别
生成对抗网络	生成符合真实分布的场景数据	训练不稳定、模式坍塌	场景生成、数据增强
深度强化学习	处理高维序列决策、自学习优化策略	训练样本效率低、奖励设计困难	网架优化、协同规划
迁移学习	跨场景知识复用、减少新场景数据需求	领域差异过大时负迁移	不同区域/规模配电网适配
图神经网络	显式建模拓扑结构、物理一致性高	计算复杂度高、动态图更新难	网架拓扑分析、潮流计算

2.1 知识图谱与大模型技术

知识图谱(knowledge graphs, KGs)将配电网规划导则、技术规范、设备参数、历史案例等信息转化为知识图谱中的实体、关系与属性,可实现规划知识的可视化展示、关联分析与智能推理^[12]。文献[13]提出了一种基于语义网络的电力系统领域本体描述方法,为电网知识的标准化表达提供了理论基础。文献[14]进一步提出基于可扩展标记语言(extensible markup language, XML)的数据描述方式,利用XML的层次化结构实现电网数据的统一表示与存储,从而满足电力系统复杂事件数据管理与处理

的需求。文献[15]设计了一种基于本体语言构建的电网知识库模型,通过塔状结构实现知识的纵向与横向分级推理,并支持多维语义推理,在减少推理误差的同时提升了知识表达的准确性及推理效率。

KGs也存在固有局限,一方面面临构建成本高、动态更新困难等挑战,另一方面在新知识生成与未见事实推理方面存在明显局限性^[16],具体表现为:领域知识图谱构建仍依赖大量人工标注,缺乏自动化更新机制,不同系统间的知识图谱难以互联互通。

近年来,大语言模型(large language models, LLM)凭借出色的自然语言理解与生成能力,在文本

表 2 人工智能在新型配电系统规划中的应用
Table 2 Application of artificial intelligence in new distribution system planning

应用场景	主要研究问题	难点及挑战	所用人工智能方法
基础数据处理	规划基础数据半监督分类	人工标注成本高	半监督分类算法
	小样本用户需求响应潜力评估	小样本数据泛化性差	加权动态时间规划+深度模糊聚类
源荷预测与场景生成	短期电力需求/冷热电多元负荷精准预测	数据不确定性强	PSO-SVM、随机森林回归
	源荷典型日提取/海量场景降维	场景覆盖代表性不足	K-means 聚类、主成分-高斯混合聚类
电力平衡分析	多场景电力供需动态平衡量化/新能源消纳能力评估	多时间尺度场景耦合复杂	深度 Q 网络、时序卷积网络
	万级节点调度策略秒级生成	大规模计算耗时久	数据机理融合优化方法
容量规划与网架优化	主变/线路容量配置/网架拓扑优化	N-1 不满足/设备重过载问题解决	半监督分类算法、图卷积网络
	不同规模配电网自主网架规划	分阶段过渡方案适配性差	多智能体强化学习
协同优化与项目统筹	源网荷储协同配置/海量场景降维	多要素配置耦合度高	PCA-高斯混合聚类
	项目优先级排序/分布式源储协同部署	多利益主体诉求难兼顾	改进粒子群算法、深度强化学习

交互与任务执行等多类应用场景中展现出良好的适应性^[17]。与传统自然语言处理模型相比,LLM 在语义理解深度与跨任务迁移能力等方面具有明显优势。然而,从模型机制角度看,LLM 属于典型的“黑箱”模型,其内部知识存储和调用过程缺乏透明性,难以实现对事实性知识的精准提取与调用^[18]。此外,LLM 在生成过程中还可能产生“幻觉(hallucination)”,即生成与真实事实不一致的信息或错误关联^[19],这一问题在电力系统等高可靠性要求场景中尤为突出,例如可能错误解读规划导则或生成不存在的设备参数。

为弥补上述不足,将 LLM 与 KGs 进行融合已成为自然语言处理与知识工程领域的重要研究方向^[20]。当前相关研究主要形成 3 类典型技术框架:第一类为知识图谱增强的大语言模型(KG-enhanced LLM),该方法在模型预训练阶段^[21]或下游推理阶段^[22]引入知识图谱中的结构化知识,以增强模型的事实一致性和推理能力;第二类为大语言模型增强知识图谱(LLM-enhanced KG),通过利用 LLM 的语义理解与文本生成能力,提升知识图谱构建及应用任务的效率^[23],例如知识嵌入、自动化图谱构建、文本与图谱对齐以及知识问答(knowledge graph question answering, KGQA)等;第三类为知识图谱-大语言模型协同框架(KG-LLM collaborative framework),在该模式下两者协同运行并相互赋能^[24-25]。

在配电系统规划领域,这种融合仍处于起步阶段,当前不足包括 3 个方面:

1)“幻觉”问题在高可靠性场景中不可接受。可能生成与事实不符的内容,例如错误解读规范导则中的某条容量计算公式,或“发明”一个不存在的设

备型号。在规划决策中,这类幻觉可能导致严重的设计错误,目前尚无有效解决方法。

2)事实知识调用不精准。规划工作依赖于精确的参数(如某台变压器的额定容量、短路阻抗),基于概率生成,无法保证每次都能准确输出同一数值,直接用于参数查询的风险远高于收益。

3)缺乏对电力系统物理模型的认知。不理解潮流方程、N-1 准则等物理约束,无法进行数值优化。

基于 AI 大模型的配电系统规划知识图谱构建流程如图 2 所示。

2.2 经典机器学习技术

传统机器学习技术通过对数据的特征工程与模式识别,为新型配电系统规划提供基础决策支持,其模型结构简单、可解释性强,在小样本数据场景或低复杂度规划问题中具有不可替代的优势。

常用的传统机器学习方法包括监督学习^[26-30]、半监督学习^[31-32]、无监督学习^[33-35]等,广泛应用于负荷聚类、设备状态评估、规划方案分类等场景,其在配电系统中的应用如图 3 所示。

1)监督学习依托标注数据的强监督信号,可精准刻画规划问题中输入特征与目标输出的映射关系,其核心优势在于建模精度高、决策可解释性强,尤其适用于有明确历史标签与定量决策目标的规划场景。文献[36]提出了一种基于支持向量机的短期电力需求预测方法,对吉林省 2023—2028 年电力需求进行了预测,为区域电力规划提供了数据支撑。文献[37]构建了基于随机森林回归网络的多元负荷长期预测模型,实现对冷、热、电多类型负荷的长期预测。

2)半监督学习通过融合少量标注数据的监督信

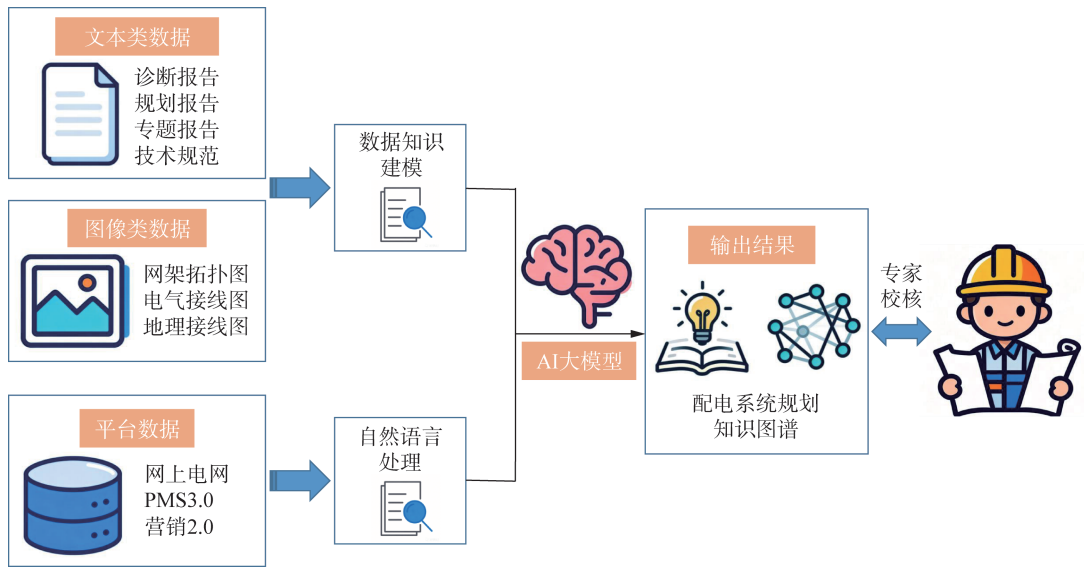


图2 基于AI大模型的配电系统规划知识图谱构建流程

Fig. 2 Construction process of knowledge graph for distribution system planning based on large AI models

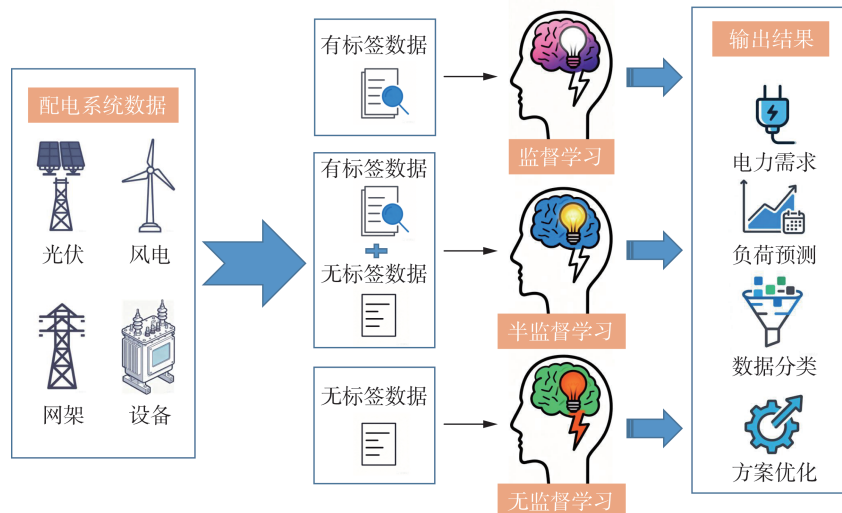


图3 监督学习、半监督学习、无监督学习在配电系统中的应用

Fig. 3 Application of supervised learning, semi-supervised learning and unsupervised learning in distribution systems

息与大量未标注数据的潜在特征,既突破了监督学习对标注数据的强依赖,又弥补了无监督学习决策精度不足的局限,尤其适配配电网规划中历史案例标签不全、数据标注难度大的实际场景。文献[38]提出了一种用于一体化配电网规划基础数据处理的半监督分类方法,通过计算数据项与标签之间的相关性实现分类,其数据准确率较传统方法分别提高13.2%和17.4%。文献[39]针对小样本条件下的需求响应潜力评估问题,提出基于加权动态时间规整的居民典型负荷模式识别方法,并结合深度模糊聚类实现潜力用户分类,相比传统监督回归方法,其均方根误差最大降低0.328 1 kW,决定系数提升0.776 4。

3) 无监督学习无需依赖标注数据,可从海量原

始数据中自主挖掘潜在规律与特征关联,为配电网规划中的数据预处理、场景优化等环节提供高效技术支持。常用方法包括K-means聚类、主成分分析(principal component analysis, PCA)、生成对抗网络的无监督变体等,均属于无监督学习的经典算法范畴。文献[40]提出了考虑源荷匹配特性的区域电网风光储能容量规划-运行联合优化方法,通过K-means聚类从全年8760 h数据中提取7个典型日数据,聚类后同类用户负荷曲线的时序相关系数接近0.9。文献[41]提出了基于主成分分析的海量场景降维方法,并结合高斯混合模型实现聚类,相较传统K-means算法,该方法在计算效率和特征保留能力方面均有所提升,从而提高了风光负荷场景的代表性。

但传统机器学习存在以下明显局限性:

1)特征工程依赖人工且容错性低,难以适配电网复杂特征。传统机器学习的性能高度依赖人工设计的特征质量,而新型配电系统规划涉及源荷、网架、环境等多维度复杂特征,人工提取不仅需要深厚的电力系统专业知识,还易遗漏隐性关联特征。

2)高维数据处理面临“维度灾难”,降维易损失关键信息。新型配电系统规划中,高维数据场景普遍存在两方面问题:一方面是多维度规划指标,另一方面是海量时序数据。传统机器学习面对此类数据时,易陷入“维度灾难”。

3)大规模数据训练效率低,与配电网规划规模化需求矛盾。尽管传统机器学习在小样本场景下表现良好,但新型配电系统规划常需处理大规模数据,此时传统模型的训练效率显著下降。

4)泛化能力有限且缺乏动态适应,难以应对配电网场景变化。传统机器学习模型的泛化能力受限于训练数据的场景覆盖范围,且缺乏自主学习与动态调整能力,针对不同区域、不同新能源渗透率、不同政策约束,需重新选择算法、调试参数甚至重构模型,难以直接迁移复用。

2.3 深度学习技术

深度学习技术通过构建多层神经网络模型,实现了对海量数据中隐含特征的自动提取与精准刻画,为新型配电系统规划中的源荷预测与场景生成等环节提供了强大的技术支撑。在新型配电系统规划场景中,常用的深度学习模型包括循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)等。

1)RNN及基于RNN改进的长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、门控循环单元(gated recurrent unit, GRU),凭借其对时序数据的精准建模能力,在源荷预测领域得到广泛应用。相较于传统的时间序列预测方法,RNN模型可有效捕捉源荷数据中的长短期依赖关系,通过遗忘门、输入门、输出门的协同作用,避免时序数据处理中的梯度消失或梯度爆炸问题,显著提升预测精度。文献[42]提出了基于变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)与双注意力机制LSTM的短期光伏功率预测方法,通过识别关键历史时刻的气象特征,提高了模型预测的稳定性与准确性。

2)CNN模型则凭借其强大的空间特征提取能力,在配电网网架拓扑识别、设备状态评估等场景中发挥重要作用。通过将配电网的地理信息、网架结构数据转化为二维特征图,CNN模型可自动提取网

架的空间关联特征,实现拓扑结构的精准识别与异常状态的快速诊断。文献[43]提出了一种改进的CNN-LSTM深度学习模型用于台区户变关系识别,其中卷积神经网络结合注意力机制提取关键时空特征,再通过双向LSTM捕捉其时间依赖关系,实现较高精度的识别效果。

3)GAN模型作为一种生成式模型,通过生成器与判别器的对抗训练,可生成大量符合真实分布的源荷时序数据、场景数据,为规划中的不确定性量化与多场景分析提供丰富的数据支撑。文献[44]提出了一种基于GAN的空间负荷预测方法,在数据匮乏条件下利用GAN生成符合负荷时空规律的增强数据,并结合循环卷积生成对抗网络(recurrent convolutional generative adversarial network, RCGAN)构建预测模型,有效提升了空间负荷预测精度。

但深度学习技术在配电网规划中的应用也面临2个问题:

1)深度学习本质是对历史数据规律的拟合,预测性能高度依赖数据分布稳定。当配电网面临技术革新、政策突变或极端场景时,历史数据统计规律会彻底失效,导致模型预测精度断崖式下降,尤其是在数据匮乏场景下,模型性能显著下降。这种下降难以通过调整网络结构、优化训练算法来弥补,新场景初期往往缺乏适配数据,模型无法快速响应规划需求的动态变化。

2)模型可解释性不足,难以适配规划决策的透明化需求。深度学习的“黑箱”特性使其决策过程缺乏可追溯性,复杂参数交互无法直观呈现输入输出的因果逻辑。配电网规划涉及多重关键目标,决策者需明确方案生成的核心依据,而现有可解释性算法仅能揭示局部特征影响,无法完整还原全局决策链路,既降低决策信任度,也给合规审查与风险溯源带来阻碍,难以满足电力行业对规划决策的透明化要求。

3)数据依赖与超参数优化的双重挑战,显著推高落地应用成本。深度学习对数据规模和质量要求严苛,而配电网规划数据存在多源异构、数据壁垒显著、噪声干扰突出等问题,数据治理需投入大量资源,占据规划周期的较大比例。同时,模型超参数与规划场景强耦合,缺乏统一优化标准,需反复迭代搜索最优组合,既消耗大量算力,又对技术人员专业能力提出高要求,导致基层部门难以独立完成模型部署与维护。

2.4 深度强化学习技术

深度强化学习(deep reinforcement learning,

DRL)融合了深度学习的“感知能力”与强化学习的“决策能力”,通过智能体与环境的持续交互试错,学习最优决策策略,适用于新型配电系统规划中具有高维状态空间、高维动作空间的序列决策问题,如容量规划与网架优化、源网荷储协同规划等。

1)在配电网网架优化场景中,传统优化方法面临“维数灾”,当配电网节点数量增加时,计算复杂度呈指数级增长,难以实现高效求解。深度强化学习通过将网架拓扑状态转化为高维状态向量,将拓扑调整动作转化为动作空间,通过智能体的持续训练,可快速学习到最优的网架优化策略。文献[45]针对配电网负荷快速增长带来的扩容规划复杂性问题,提出基于强化学习的网架优化方法,实现不同规模配电网的自主规划。

2)容量规划、源网荷储协同配置场景中,深度强化学习可有效处理多主体协同、多约束耦合的优化问题。通过构建包含源荷波动、设备成本、电网约束等多维度的奖励函数,智能体可在持续交互中学习兼顾投资成本、运行效益、低碳减排的最优配置策略。文献[46]将电动汽车充电站作为负荷侧柔性资源纳入配电网规划框架,并基于强化学习算法构建多阶段配置模型,实现分布式光伏、充电站及储能系统的协同部署。

3 人工智能在新型配电系统规划中的关键应用场景

3.1 规划知识图谱构建

在新型配电系统规划过程中,规划知识图谱构建作为关键基础支撑,通过融合设备参数、网络拓扑信息、规划技术导则及历史案例等多源数据资源,构建系统化、结构化的知识网络体系,以支撑规划决策规则推理并促进规划经验的共享与复用。文献[47]提出了一种基于图卷积神经网络(graph convolutional network, GCN)的配电网知识图谱构建方法,通过挖掘文本中的语法依存关系,并结合图神经网络的信息传递机制,实现多类型实体关系的识别与抽取,从而提升知识图谱构建的完整性。文献[48-49]采用图数据库对配电网拓扑结构进行存储,并在此基础上设计了“电网一张图”运营指挥系统的平台架构。文献[50]利用数据知识图谱(data knowledge graph, DKG)技术实现了故障信息解析与判别、智能辅助决策以及多维人机交互功能,验证了数据与知识双驱动的电网拓扑数据分析方法在实际业务场景中的应用可行性。文献[51]通过整合多个低压配电网信息系统的数据库资源,挖掘数据之间的关联关系并构建

低压配电网拓扑结构,实现了低压配电网户变关系的自动识别。

尽管知识图谱在配电系统知识管理方面展现出潜力,但现有研究仍存在以下明显短板:1)自动化构建能力弱,目前的知识图谱构建仍严重依赖人工标注实体关系,缺乏从非结构化文本中自动抽取知识的成熟方法;2)动态更新机制缺失,配电网拓扑和设备参数频繁变化,但知识图谱多为静态构建,缺乏与SCADA实时数据联动更新的增量学习机制;3)推理能力局限于规则匹配,现有研究多采用基于逻辑规则的推理,缺乏结合图神经网络进行深层推理的探索,难以处理规划中的复杂约束满足问题;4)与规划应用脱节,多数知识图谱研究停留在“电网一张图”的可视化展示层面,尚未真正融入规划决策流程,缺乏与优化模型的接口设计。

3.2 源荷预测与场景生成

源荷预测是新型配电系统规划的重要基础工作,其预测精度在很大程度上决定了规划方案的合理性与可实施性。借助人工智能技术,通过融合多源数据并进行深层特征挖掘,可实现多主体源荷在多时间尺度和空间尺度上的精细化预测。同时,结合场景生成技术能够刻画系统运行中的不确定性特征,为规划模型提供多样化的数据支撑。

1)分布式能源出力预测方面,基于深度学习的多因素融合预测模型已成为主流技术路径。该方法通常综合历史出力数据、气象信息、地理环境数据以及设备运行数据等多源信息,并利用LSTM、GRU、CNN等深度学习模型提取时间序列特征与空间特征,实现对分布式光伏、风电等可再生能源出力的预测。文献[52]提出了一种适用于小样本条件的双层神经网络单步光伏预测方法,在样本规模有限的情况下仍能保持较高预测精度。文献[53]针对气象数据与光伏出力之间相关性较弱的问题,提出了一种短期光伏功率预测方法。文献[54]提出基于灰色理论与神经网络组合模型的光伏出力预测方法。文献[55]通过融合优化BP神经网络、优化支持向量机以及极限学习机,实现光伏出力的组合预测。文献[56]构建了一种新的光伏预测模型,将概率神经网络、主成分分析、分散搜索(scatter search, SS)和支持向量回归(support vector regression, SVR)进行集成,从而形成收敛速度较快的预测算法。文献[57-58]基于新能源出力时间序列,利用深度学习方法挖掘其出力变化规律,并生成考虑不确定性的出力模拟序列,为后续规划模型提供基础数据。

2)在负荷预测方面,人工智能方法推动负荷预

测由传统的整体负荷预测逐渐向多主体精细化预测发展。针对电动汽车充电负荷预测问题,相关模型通常融合电动汽车保有量、充电设施布局、用户出行行为以及交通流量等数据,通过深度学习方法分析其时空分布特征。文献[59]以月为时间尺度,利用渐进式增长生成对抗网络解决场景建模中高维变量拟合困难以及源荷不确定性增强等问题,实现了月度源荷场景的生成。文献[60]进一步将时间尺度拓展至年度,基于聚类分析与马尔可夫链技术提出年负荷序列建模及场景生成方法。文献[61]在更长时间尺度上构建了融合混合卷积神经网络与长短期记忆网络的长期负荷预测模型,可用于预测未来三年内的月度峰值负荷。文献[44]针对城市电网规划中历史负荷数据不足的问题,提出基于循环卷积生成对抗网络的空间负荷预测方法,所获得的预测结果在稳定性和准确性方面均表现良好。随着新能源渗透率不断提高,对新能源出力不确定性的模拟也逐渐成为场景生成研究的重要方向。

3)在场景生成方面,生成式模型如生成对抗网络和变分自编码器(variational autoencoder, VAE)能够生成大量符合真实统计特征的源荷场景数据,从而覆盖不同可再生能源渗透率、不同负荷增长趋势以及极端气象条件等多种运行情景。文献[62]将联邦学习与最小二乘生成对抗网络相结合,在保障数据隐私的前提下实现了高质量的分布式可再生能源场景生成。此外,考虑到极端天气对电网规划的影响,文献[63-64]利用序列生成对抗网络学习光伏与风电出力的时空特征及概率分布,生成具有较高真实性和多样性的新能源发电场景,并通过自相关性分析验证了生成数据与实际场景之间的高度一致性。文献[65-66]结合分布式能源历史数据与负荷数据,提出一种融合注意力机制与生成对抗网络的源荷场景生成方法,相较传统聚类方法能够更准确地刻画源荷不确定性,为大规模分布式新能源规划提供有效支撑。文献[67]则提出基于卷积自编码器与生成对抗网络的数据驱动方法,相比传统充电负荷模拟方法,该方法能够更好地学习不同交通模式下电动汽车充电负荷的条件概率分布,从而生成高质量的充电负荷场景,为配电网规划与运行分析提供数据基础。

综上,现有研究在源荷预测与场景生成方面取得了显著进展,但仍存在以下不足:1)跨区域泛化能力差,多数预测模型基于特定区域、特定气象条件下的历史数据训练,当应用于不同地理环境或极端气象场景时,模型预测精度呈断崖式下降,且缺乏有效

的域自适应方法;2)生成场景的物理一致性缺乏校验,生成对抗网络等方法虽能生成大量符合统计特征的模拟数据,但生成场景是否满足功率平衡约束、节点电压约束、线路潮流约束等电力系统基本物理规律,现有研究几乎未作验证,导致生成的“极端场景”可能在实际电网中不存在;3)中长期预测研究薄弱,面向新型配电系统规划的长时尺度源荷预测研究相对匮乏,现有方法多集中于短期或月度预测,难以支撑配电网5~10年周期的容量规划与网架扩展需求;4)多能源耦合场景建模不足,电、热、冷、气等多种能源形式的负荷耦合特性尚未在预测模型中充分体现,综合能源系统场景下的联合预测研究几近空白;5)极端场景覆盖度低,现有场景生成方法多基于历史正常数据,生成的场景集中在高概率区域,对低概率高风险事件的覆盖能力有限。

3.3 电力平衡

电力平衡分析是新型配电系统规划中的关键环节,其分析结果直接关系到系统供需匹配的合理性。借助人工智能技术,可通过数据驱动建模与高效求解方法,对不确定条件下的供需平衡关系进行量化分析,从而为电源配置及网架结构优化提供决策支撑。在供给侧研究方面,现有研究通常在容量约束框架下开展机组建模。文献[68]以机组开机容量作为核心变量构建聚类机组模型,该模型主要用于规划阶段的运行校核,相比传统调度模型在计算精度方面具有一定优势。文献[69]在建模过程中进一步考虑爬坡约束与启用容量约束,并利用聚类算法对单机组进行建模分析。然而,在安全约束机组组合问题中,若未对多类影响因素进行综合考虑,模型结果可能出现较大偏差。文献[70]基于数据驱动方法对历史运行数据进行训练,以识别模型求解难度,并通过聚合策略减少约束条件数量和决策变量规模,从而获得模型的最优解。在需求侧研究方面,学界通常在综合考虑市场机制信号、气象因素等多种影响条件的基础上,从供电能力匹配程度、负荷分布均衡性以及最小扩容成本等角度出发,构建多能源协同互补的优化配置模型^[71]。然而,目前该类模型的求解方法仍主要依赖数学优化算法,当面对大量约束条件与决策变量时,其求解效率和计算精度仍存在一定局限性。

人工智能在电力平衡分析中的应用仍处于起步阶段,主要问题包括:1)供给-需求双侧耦合建模不足,现有研究或聚焦供给侧机组聚类,或聚焦需求侧响应建模,缺乏将二者统一纳入端到端学习框架的工作;2)多时间尺度平衡未解耦,电力平衡需考虑秒

级调频、分钟级负荷跟踪、小时级机组组合、日前计划等多时间尺度,但现有 AI 方法多为单一时间尺度建模,难以处理跨时间尺度的约束耦合;3)安全约束的可学习性差, $N-1$ 安全约束、备用容量约束等构成了高维非凸可行域,深度学习方法难以精确学习这一可行域的边界,求解结果可能出现违反安全约束的情况;4)可解释性需求与黑箱模型的矛盾突出,电力平衡结果直接关系到系统安全,调度人员难以接受一个无法解释的 AI 推荐方案,这严重制约了深度强化学习在该环节的工程应用。

3.4 变压器容量规划与网架优化

容量规划与网架优化是新型配电系统规划中的关键组成部分,主要涉及网络拓扑结构优化与变压器容量配置两方面内容。其核心目标是在满足 $N-1$ 安全约束条件的前提下,实现系统投资成本与运行成本的综合最优,同时适应高比例可再生能源接入带来的运行特性变化。借助人工智能技术,可以通过高效求解高维优化问题,提高网架规划的智能化水平与计算效率。

1)在变压器容量规划方面,人工智能方法能够实现变压器、线路以及开关设备等多类设备容量的协调配置。通过融合负荷预测信息、分布式能源接入数据以及电网运行数据,可构建基于深度学习的容量规划模型,对不同规划周期内的负荷增长趋势进行预测,并在综合考虑电压约束、电流约束以及 $N-1$ 安全约束等条件下确定设备的合理容量。同时,人工智能模型还可实现设备容量与储能系统及分布式电源的协同优化,通过源网荷储协同配置提升电网的承载能力和运行效率。文献[72]提出一种基于混合整数非线性规划(mixed-integer nonlinear programming, MINLP)的配电网可靠性优化方法,通过优化分段开关与熔断器的类型、安装位置及数量,以最小化设备投资成本与用户停电损失。在 RBTS 测试系统中验证结果表明,相较基准方案,总成本可降低 31.5%,并能够适用于不同规模的配电网,同时可分析联络开关和既有设备等因素的影响。文献[73]将深度学习方法应用于电动汽车充电站容量规划,通过环境影响因素对沃罗诺伊图进行加权修正,并划分充电站数据采集区域,从而提取容量泛化影响因子,最终利用深度置信网络(deep belief network, DBN)获得高层特征并建立容量预测模型。文献[74]进一步将深度学习与强化学习方法相结合,用于求解光伏系统、电动汽车以及建筑用电设备等多类资源的容量配置优化问题。

2)在网架优化方面,深度强化学习与图学习技

术的结合已成为重要研究方向。传统网架优化方法多依赖整数规划或启发式算法,在大规模电网场景中往往面临计算复杂度高的问题。基于图神经网络与深度强化学习的网架优化模型通常将配电网节点与线路抽象为图结构,通过图神经网络提取网络拓扑及电气特征,并将网架优化问题转化为强化学习中的序列决策问题,使智能体通过训练学习最优拓扑调整策略。图神经网络能够有效表征电网结构中的拓扑关系,在故障定位、潮流计算以及网络重构等方面具有良好的应用潜力^[75],从而提升复杂电力系统的替代建模能力;而知识图谱则侧重于多源异构数据的融合与解析,通过构建结构化的电力系统知识库,将运行历史数据、地理信息及设备参数等信息进行统一整合,从而加深规划人员对系统运行规律及状态演化特性的理解^[76]。针对规划过程中普遍存在的数据不足问题,引入生成对抗网络^[77]以及迁移学习技术可以增强数据生成能力,生成高质量模拟数据用于模型训练。此外,在规划方案优化过程中,人工智能算法还可用于解决输电线路布局、变电站选址以及分布式能源接入方案优化等问题,在复杂解空间中快速寻找最优或近似最优的规划方案。

尽管深度强化学习与图神经网络在网架优化中展现出潜力,但当前研究仍存在以下瓶颈:1)多阶段过渡方案缺失,现有方法多输出一个最终网架方案,但配电网改造是分阶段实施的过程,缺乏对过渡方案的生成能力;2) $N-1$ 约束的隐性建模难题,满足 $N-1$ 安全准则要求规划方案在任一元件故障后仍能正常供电,这一约束在数学上是组合爆炸问题,现有深度学习方法将其隐式编码在奖励函数中,但训练过程中智能体难以充分探索到所有 $N-1$ 场景,导致生成方案在实际校核时可能不满足要求;3)混合整数规划与神经网络的结合浅层化,容量规划本质上是一个混合整数非线性规划问题,但现有研究要么将整数变量松弛为连续变量,要么用神经网络完全替代优化器,缺乏“神经网络加速+数学规划保证”的深度融合范式;4)图神经网络的计算复杂度未优化,对于大规模配电网,GCN 的计算量和内存占用急剧上升,难以在合理时间内完成训练。

3.5 源网荷储协同规划

源网荷储协同规划旨在实现分布式电源、储能系统、柔性负荷与配电网之间的协同配置,在安全性、经济性与低碳性之间取得综合平衡。借助人工智能技术,可通过多目标优化建模实现多类资源的协同配置与综合优化。

人工智能模型能够实现储能系统与电源出力特

性、负荷特性以及网络结构之间的合理匹配。传统储能规划方法多依赖经验分析或简化模型,难以充分反映源荷波动的时空特性及电网运行约束。基于深度学习和强化学习的储能协同规划模型通过融合分布式能源出力数据、负荷数据、电网运行信息以及储能设备成本数据等,将储能选址与容量配置问题转化为多目标优化问题,并利用智能算法获得最优配置方案。文献[78]在考虑电-氢能源系统协同规划的基础上,通过聚类方法对配电网集群进行划分,并建立储能选址定容模型;文献[79]针对传统选址定容模型中资源协同不足及求解复杂度较高的问题,提出基于极限学习机的源网荷储协同优化策略,从而提升资源配置效率并改善配电网运行经济性。文献[80]提出一种基于改进的深度嵌入聚类与K-均值聚类算法(improved deep embedded clustering with K-means clustering algorithm, IDEC-K)的分布式光伏与储能双层优化配置方法,通过改进深度嵌入聚类与K-means生成典型场景,并结合非支配排序遗传算法Ⅱ(nondominated sorting genetic algorithm Ⅱ, NSGA-Ⅱ)求解双层优化模型。与传统聚类方法相比,该方法CH(Calinski-Harabasz)指数达到11 902.6, DBI(Davies-Bouldin index)为0.14,可有效降低节点电压波动与越限风险,并减少线路损耗。文献[81]提出考虑源荷时序不确定性的配电网双层规划模型,通过基于近邻传播、动态时间规整及K-中心点聚类的场景缩减方法(affinity propagation, dynamic time warping with K-medoids based scenario reduction method, AP-DTW-K-medoids)将500组场景压缩为6类, DBI指标提升25.5%;同时采用改进多目标粒子群优化(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)算法使收敛速度提升25%。在IEEE 33节点系统测试中,总成本降低1.41%,电压偏差下降7.87%。文献[82]提出基于线性约束的主动配电网规划混合整数线性规划(mixed-integer linear programming, MILP)模型,并结合改进软演员-评论家(improved soft actor-critic, ISAC)算法进行求解。与传统交流非线性模型相比,该方法最大相对误差仅为3.3%,计算时间由460 s以上缩短至0.2 s以内;同时,ISAC算法相较深度Q网络(deep Q-network, DQN)与深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)分别降低总成本20.63%与15.25%。文献[83]提出一种基于K-means聚类的“水-光-储-充”配电网协同优化规划方法,以经济成本、充电距离和碳排放量为优化目标。与仅采用电网扩容的方案相比,该方法可使系统成本降低

18.50%,碳排放减少48.23%,同时负荷波动与电压波动分别降低23.98%和6.43%。

源网荷储协同规划是人工智能应用的前沿阵地,但仍面临以下挑战:1)多主体博弈建模简化过度,现有研究多将多主体问题转化为集中式优化,但实际中发电企业、电网公司、储能运营商、用户分属不同利益主体,存在非合作博弈行为,集中式优化得到的“全局最优”方案在博弈均衡中无法实现;2)维度爆炸下的计算可扩展性问题,当考虑不确定性场景、多时间断面、多设备类型时,状态空间维度轻松突破 10^6 量级,深度强化学习的训练效率和收敛性面临严峻挑战;3)鲁棒性缺乏系统评估,现有方法多在IEEE标准测试系统上验证,极少在含高比例分布式电源的真实大规模配电网上进行鲁棒性测试,模型的抗干扰能力未知;4)与电力市场机制的衔接缺失,协同规划结果直接影响未来的运行成本和市场收益,但现有模型未考虑节点边际电价、需求响应价格弹性等市场因素,导致规划方案的经济性评估偏离实际。

4 关键问题与技术瓶颈分析

4.1 多源异构数据处理与质量管控不足

数据是人工智能模型训练的基石,但当前新型配电系统规划中的数据支撑面临从“量”到“质”再到“用”的系统性困境,其核心瓶颈已非单纯的融合技术,而是数据背后的语义鸿沟、治理缺位与价值转化失效。

1)多源异构数据的语义融合与因果结构挖掘困难。规划所涉及的电网运行、气象、地理、用户行为等数据不仅在格式上异构,更存在深层次的语义冲突与时间尺度不匹配。传统融合方法往往停留在特征拼接或对齐层面,未能构建跨域的因果关联模型,导致数据中隐含的物理机制与决策逻辑被削弱,难以支撑高可靠的规划推演。

2)数据质量管理缺乏闭环机制,误差累积效应显著。配电网设备台账缺失、SCADA数据异常、用户行为标注不一致等问题并非孤立存在,而是通过模型训练与部署形成误差的“正向反馈”机制。当前缺乏面向规划任务的可溯源性数据质量监控与自动修复能力,导致数据缺陷在模型训练中被放大,最终影响规划决策的稳定性和可信度。

3)数据安全性与隐私保护的“使用权-所有权”矛盾突出。多主体协同规划需要共享敏感数据,但现有联邦学习、差分隐私等技术在配电网场景中面临通信开销大、模型性能下降、攻击面扩大等问题。更深

层次的矛盾在于:数据所有权归各主体,而模型训练需要的是一定时效内的使用权,当前安全机制尚未在法律、技术与工程之间建立可操作的平衡框架。

4)高质量标注数据的获取在本领域面临“昂贵且不完备”的根本性困境。配电网规划标注依赖稀缺的领域专家,且极端或有价值的工况本身难以被标注。在数据匮乏场景下(如配电网“四可”特性较差导致数据可采可用性低),模型性能显著下降。现有生成对抗网络和迁移学习方法虽有一定效果,但仍难以满足工程需求。此外,数据安全与隐私保护压力大,多主体协同规划需要共享大量敏感数据,当前数据共享机制与安全保障技术仍不完善。

4.2 模型泛化能力与场景适配性有限

当前配电网规划中的人工智能模型多停留在“统计学习”层面,缺乏对电力系统物理本质的深层理解,导致其在跨场景、跨时间、跨政策环境下的泛化能力呈现系统性脆弱。

1)模型“迁移脆弱性”源于对区域特性的过拟合。模型在特定区域与规模下性能良好,但不同配电网在拓扑结构、运行逻辑、数据分布上的差异并非表面特征,而是反映系统发育阶段、投资策略与管理水平的结构性差异。现有领域自适应方法多关注数据分布对齐,忽略了这些“系统发育特征”的差异性,导致迁移后模型鲁棒性不足。

2)极端场景的“分布外泛化”难题尚未被正视。历史正常工况数据无法覆盖极端气象或负荷波动的联合分布尾部区域。当前方法试图通过重采样或对抗生成逼近极端分布,但其本质上仍假设“训练分布可外推”。实际中,极端场景往往改变物理过程的动态特性(如保护动作、设备过载退出),模型在缺乏因果不变性约束的前提下,无法准确预测系统行为。

3)政策与技术演变带来的“概念漂移”问题未得到有效应对。分布式电源渗透率提升、电力市场规则调整等变化会导致源荷特性与规划目标发生非平稳演化。现有静态模型无法区分“环境变化”与“系统行为变化”,持续重训练不仅成本高昂,还可能引入历史偏见。亟需发展具有在线迁移与概念漂移检测能力的动态适配模型。

4.3 规划决策可解释性与可信度不足

“黑箱”问题在配电网规划中不仅是技术障碍,更是一种信任鸿沟。现有可解释人工智能(explainable artificial intelligence, XAI)方法多面向通用任务,未能有效回应电力行业对安全性、责任归属与逆向分析的特殊要求。

1)模型决策缺乏“反事实解释”能力,难以支撑

安全审查。规划人员不仅需要知道模型“选择了什么方案”,更需要理解“为什么没有选择其他可行方案”。当前解释方法多提供特征重要性或注意力热图,缺乏对关键决策边界(如某条线路是否必须建设)的反事实推理能力,导致方案安全性难以被实质性验证。

2)误差溯源面临“可解释性与性能之间的非对称权衡”。当模型输出不合理规划方案时,难以区分误差来源于数据噪声、特征缺失、模型结构缺陷还是训练目标偏差。更根本的问题是:在规划这类高维、稀疏反馈的任务中,误差定位本身就是一个病态逆问题,单纯依赖模型内部解释无法有效指导优化。

3)可解释性与工程适配之间存在“语义鸿沟”。现有可解释人工智能技术提供的解释往往以数学或统计语言表达,而电力规划人员需要的是一套与运行规程、设计规范、风险判据对齐的工程语义。当前缺乏将模型内部逻辑映射到行业知识体系的转换机制,导致可行解释难以落地为可操作决策。

4.4 多目标优化平衡与工程实用性脱节

模型输出的“理论最优解”与工程实践之间的差距,本质上是优化范式与实际问题结构的不匹配。当前研究过于追求前沿算法的性能指标,忽视了规划问题中“可行优先于最优”的现实逻辑。

1)多目标权重的“主观性”掩盖了目标间的非线性耦合与冲突演化。安全、经济、低碳等目标之间的权衡不仅依赖专家经验,更随场景与运行状态动态变化。固定权重或简单帕累托排序无法反映目标间的约束诱导冲突(例如,提高安全性可能在小幅增加成本的同时大幅牺牲低碳性),导致全局最优解缺乏工程可接受的“公平性”。

2)工程约束的简化建模导致“纸上最优、现场失灵”。多数模型仅考虑容量、电压等电气约束,忽略地形、施工通道、土地权属、设备交货期等实际条件。更深层的问题在于:这些工程约束往往是离散、非凸、不可微的,而主流优化算法偏好连续、可微的数学结构,导致两条路线之间存在根本性表达冲突。

3)人机协同决策陷入“被动交互”困境。当前模型多采用“先优化、再解释、再人工修正”的单向流程,专家经验仅在事后介入。真正的协同应当是模型主动识别自身不确定性、标注决策高风险区域、并向规划人员提出“需要确认的问题”。实现这一目标需突破不确定性量化、交互式学习与专家反馈融合等关键技术。

5 技术展望

针对上述所提到人工智能方法在新型配电系统规

划应用的优势和不足以及各类人工智能方法的特点,本章从搭建仿真环境、改进求解策略、增强智能体性能等方面对其未来研究进行分析与展望,如图4所示。

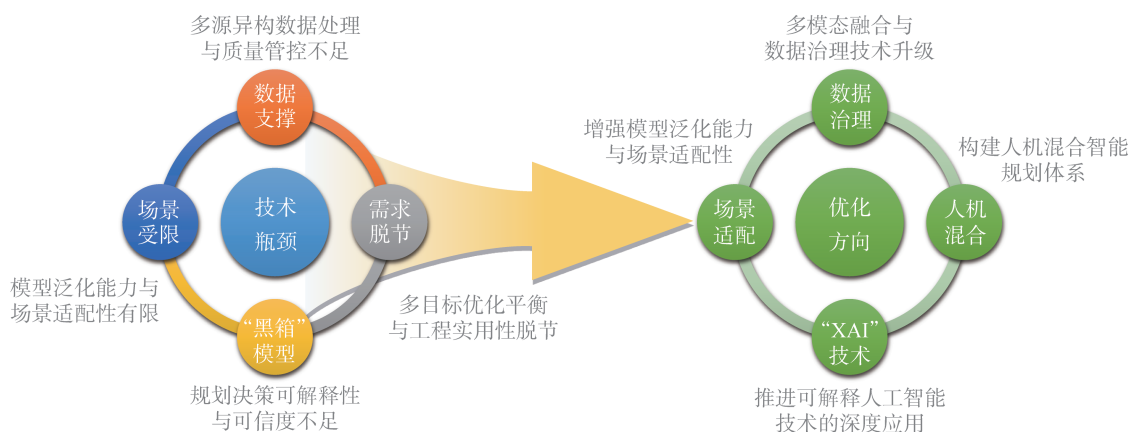


图4 新型配电系统规划的关键问题与技术展望

Fig. 4 Key issues and technical prospects for new distribution system planning

5.1 多模态融合与数据治理技术升级

针对当前数据支撑不足的问题,未来需重点推进多模态融合技术与数据治理体系的建设。

1)发展多源异构数据融合技术。基于深度学习、知识图谱等技术构建多模态数据融合模型,实现文本数据(政策文件、技术规范)、数值数据(运行数据、负荷数据)、图像数据(地理信息、设备状态图像)、时序数据(源荷时序曲线)的高效融合,提升数据的综合利用价值。

2)构建全流程数据治理体系。开发自动化数据清洗、标注、质量校验工具,通过人工智能技术实现数据异常的自动识别与修复,提升数据质量;同时,建立统一的数据标准与规范,实现数据格式的标准化和语义的统一。

3)构建规模化标注数据集。针对小样本和数据不足场景,重点发展生成对抗网络数据增强、迁移学习、元学习等方法,提升模型在数据匮乏条件下的适应性。同时,通过半监督学习、弱监督学习技术降低对人工标注的依赖,同时推进行业级配电网规划数据集的建设与共享,为模型训练提供高质量数据支撑。

5.2 增强模型泛化能力与场景适配性

为提升人工智能模型的实用性,未来需重点强化模型的泛化能力与场景适配性。

1)发展迁移学习与域自适应技术。通过迁移学习将已训练好的模型知识迁移到新的规划场景中,减少对新场景数据的依赖,提升模型在不同区域、不同规模配电网中的适配能力。

2)构建动态自适应模型。基于在线学习、增量

学习等技术,使模型能够实时学习新的数据与知识,动态适配技术发展政策调整带来的变化,减少模型重新训练的成本。

3)强化极端场景建模能力。通过生成式模型生成大量极端场景数据,结合对抗训练技术,提升模型对极端气象、极端负荷波动等非常规场景的适配能力。

4)构建模块化、可配置的模型框架。根据不同规划场景的需求,灵活配置模型模块与参数,提升模型的灵活性与适用性。

5.3 推进可解释人工智能技术的深度应用

为解决“黑箱”模型的可解释性问题,未来需大力推进XAI技术在配电网规划领域的应用。

1)发展面向配电网规划的可解释模型。将因果推理、注意力机制等融入深度学习、强化学习模型,使模型能够输出决策的因果关系与关键影响因素。

2)开发可视化解释工具。通过图表、文本、动画等形式,直观展示模型的决策过程与逻辑,使规划人员能够清晰理解模型的工作原理与决策依据。

3)构建可解释性评估体系。建立配电网规划领域模型可解释性的评估指标与方法,量化模型的解释能力,推动可解释技术的标准化。

4)推进可解释性与性能的协同优化。在提升模型可解释性的同时,保障模型的预测精度与优化性能,实现“可解释性-性能”的平衡。

5.4 构建人机混合智能规划体系

为解决模型与工程实际脱节的问题,未来需构建人机混合智能规划体系,充分融合人工智能技术与专家经验。

1)发展人机协同决策模型。在模型生成规划方案的基础上,引入规划人员的专家经验,通过交互式学习技术,使模型能够学习专家的决策逻辑,同时专家也可通过模型输出的分析结果辅助决策,实现人机优势互补。

2)强化工程约束建模能力。将地形地貌、施工条件、设备供应、土地资源等工程实际约束融入模型的优化目标与约束条件中,对规划方案进行工程可行性验证。

6 结 论

新型配电系统的数智化转型为人工智能技术提供了广阔的应用场景,人工智能技术凭借其强大的数据处理、特征提取与智能决策能力,已成为破解新型配电系统规划面临的源网荷储协同复杂、不确定性显著、多目标优化困难等核心挑战的关键路径。本文系统梳理了人工智能技术在新型配电系统规划中的核心技术支持与关键应用场景,总结了当前存在的数据处理不足、模型泛化能力有限、可解释性欠缺、工程实用性脱节等问题,并提出了未来的发展方向。

研究表明,深度学习、强化学习、生成式大模型等技术已在源荷预测、网架规划、源网荷储协同配置、规划方案评估等关键环节展现出显著优势,能够有效提升规划效率与方案质量。但与此同时,人工智能技术在配电网规划领域的应用仍处于发展阶段,面临诸多技术瓶颈与工程挑战。

未来,随着多模态融合、可解释人工智能、人机混合智能等技术的持续发展,人工智能将与新型配电系统规划实现更深度的融合,推动规划体系从“经验驱动”向“数据驱动+认知驱动”跨越,构建兼具科学性、经济性、可行性与低碳性的新型配电系统规划体系,为新型电力系统高质量发展提供强有力的支撑。

利益冲突声明(Conflict of Interests):

所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明(Authors' Contributions):

陈彬提出研究方向,设计论文框架,审核论文;陈秉乾设计研究思路、研究方案,进行研究方法可行性调查分析,审核论文;廖锦霖参与文献调研与整理,起草、撰写、修订、审核论文。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

7 参考文献

[1] 周孝信,陈树勇,鲁宗相,等. 能源转型中我国新一代电力系统

的技术特征[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(7): 1893-1904.

Zhou Xiaoxin, Chen Shuyong, Lu Zongxiang, et al. Technology features of the new generation power system in China [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(7): 1893-1904.

[2] 葛磊蛟,郑轶文,李小平,等. 高比例分布式光伏接入下配电网多类型储能优化配置技术综述[J]. 浙江电力, 2025, 44(5): 1-11.

Ge Leijiao, Zheng Yiwen, Li Xiaoping, et al. A review of optimal allocation technologies for multi-type energy storage in distribution networks with high penetration of DPV [J]. Zhejiang Electric Power, 2025, 44(5): 1-11.

[3] 尹莞婷,王嘉杰,王智敏,等. 典型极端气候下电网未来态调度的数字化效果[J]. 电网与清洁能源, 2025, 41(10): 1-13.

Yin Wanting, Wang Jiajie, Wang Zhimin, et al. Digital effects of future-state power-grid dispatch under typical extreme-climate conditions [J]. Power System and Clean Energy, 2025, 41(10): 1-13.

[4] 赵帅,郑晓麟,陆涛,等. 含大规模分布式新能源电网的运行风险定量评估方法[J]. 电力工程技术, 2025, 44(4): 147-158.

Zhao Shuai, Zheng Xiaolin, Lu Tao, et al. Quantitative operation risk assessment method for power grid with large-scale distributed new energy [J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(4): 147-158.

[5] 肖白,郭蓓. 配电网规划研究综述与展望[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(12): 200-211, 217.

Xiao Bai, Guo Bei. Review and prospect of distribution network planning [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 200-211, 217.

[6] 李钟平,向月. 深度强化学习驱动的风储系统参与能量-调频市场竞争策略[J]. 电力工程技术, 2025, 44(3): 30-42.

Li Zhongping, Xiang Yue. Deep reinforcement learning-driven bidding strategy for wind-storage systems in energy and frequency regulation markets [J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(3): 30-42.

[7] 刘文军,李帅虎,何书耘. 基于时空图卷积网络的柔性互联有源配电网短期可靠性评估[J]. 电网与清洁能源, 2025, 41(9): 55-63.

Liu Wenjun, Li Shuaihu, He Shuyun. Short-term reliability evaluation for flexible interconnection active distribution networks based on spatio-temporal graph convolutional network [J]. Power System and Clean Energy, 2025, 41(9): 55-63.

[8] 陈羽飞,赵琦,何永君,等. 人工智能在电力系统中的应用综述[J]. 分布式能源, 2023, 8(6): 49-57.

Chen Yufei, Zhao Qi, He Yongjun, et al. An overview of the application of artificial intelligence in power systems [J]. Distributed Energy, 2023, 8(6): 49-57.

[9] 李忠凡,陈曦,黄海涛. 基于多智能体分层强化学习的多园区综合能源系统优化运行[J]. 浙江电力, 2025, 44(9): 46-57.

Li Zhongfan, Chen Xi, Huang Haitao. Optimal operation of MPIESs based on hierarchical multi-agent reinforcement learning [J]. Zhejiang Electric Power, 2025, 44(9): 46-57.

[10] 舒印彪. 配电网规划设计[M]. 北京: 中国电力出版社, 2018.

Shu Yinbiao. Planning design of distribution network [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2018.

- [11] 王成山,王丹,周越. 智能配电系统架构分析及技术挑战[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(9): 2-9.
Wang Chengshan, Wang Dan, Zhou Yue. Framework analysis and technical challenges to smart distribution system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(9): 2-9.
- [12] 饶桐,龚泽威一,于虹,等. 知识图谱在输变电设备运维中的应用[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(6): 91-96, 106.
Rao Tong, Gong Zewei, Yu Hong, et al. Application of knowledge graph in operation and maintenance of power transmission equipment [J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(6): 91-96, 106.
- [13] 曲朝阳,孙鹏飞. 基于本体语言OWL的电网领域知识表示方法[J]. 东北电力大学学报, 2012, 32(4): 30-34.
Qu Zhaoyang, Sun Pengfei. A method of knowledge representation in power grid domain based on OWL [J]. Journal of Northeast Dianli University, 2012, 32(4): 30-34.
- [14] Shi C, Liu Q J, Xu H M. An XML representation for power system event data [C]//2014 International Conference on Power System Technology. IEEE, 2014: 1765-1770.
- [15] Huang Y H, Zhou X X. Knowledge model for electric power big data based on ontology and semantic web [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2015, 1(1): 19-27.
- [16] Sniedovich M. Dynamic programming: foundations and principles [M]. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press, 2010.
- [17] 周芮,杨燕,余娟,等. 适应拓扑变化的数据驱动电力系统暂态主导失稳模式识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(9): 3436-3448.
Zhou Rui, Yang Yan, Yu Juan, et al. Data-driven power system transient dominant instability mode identification method adapted to topology changes [J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(9): 3436-3448.
- [18] Duarte G L, Eto H, Hanaka T, et al. Computing the largest bond and the maximum connected cut of a graph [J]. Algorithmica, 2021, 83(5): 1421-1458.
- [19] Papadimitriou C H, Steiglitz K. Combinatorial optimization: algorithms and complexity [M]. Dover ed. Mineola: Dover Publications, 1998.
- [20] Nan L, Liu T Q, He C. Identification of transmission sections based on power grid partitioning [J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2019, 29(4): e2793.
- [21] Pekny J F, Miller D L. An exact parallel algorithm for the resource constrained traveling salesman problem with application to scheduling with an aggregate deadline [C]//Proceedings of the 1990 ACM Annual Conference on Cooperation - CSC '90. ACM, 1990: 208-214.
- [22] Rehfeldt D, Koch T. Combining NP-hard reduction techniques and strong heuristics in an exact algorithm for the maximum-weight connected subgraph problem [J]. SIAM Journal on Optimization, 2019, 29(1): 369-398.
- [23] Gao X Y, Li J Z, Miao D J. Dynamic approximate maximum independent set on massive graphs [C]//2022 IEEE 38th International Conference on Data Engineering (ICDE). IEEE, 2022: 1835-1847.
- [24] Brodowsky U A, Hougardy S, Zhong X H. The approximation ratio of the k-opt heuristic for the euclidean traveling salesman problem [J]. SIAM Journal on Computing, 2023, 52(4): 841-864.
- [25] Helsgaun K. An effective implementation of the Lin - Kernighan traveling salesman heuristic [J]. European Journal of Operational Research, 2000, 126(1): 106-130.
- [26] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [27] Quinlan J R. Induction of decision trees [J]. Machine Learning, 1986, 1(1): 81-106.
- [28] Breiman L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [29] Peterson L. K-nearest neighbor [J]. Scholarpedia, 2009, 4(2): 1883.
- [30] Broomhead D S, Lowe D. Multivariable functional interpolation and adaptive networks [J]. Complex Systems, 1988, 2(3): 321-355.
- [31] Anand S, Mittal S, Tuzel O, et al. Semi-supervised kernel mean shift clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(6): 1201-1215.
- [32] Chen Y S, Wang G P, Dong S H. Learning with progressive transductive support vector machine [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(12): 1845-1855.
- [33] Hartigan J A, Wong M A. Algorithm AS 136: a K-means clustering algorithm [J]. Applied Statistics, 1979, 28(1): 100.
- [34] Schölkopf B, Smola A, Müller K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem [J]. Neural Computation, 1998, 10(5): 1299-1319.
- [35] Kohonen T. The self-organizing map [J]. Proceedings of the IEEE, 1990, 78(9): 1464-1480.
- [36] 史笑宇,王欣,王钢. 基于PSO-SVM组合模型的短期电力需求预测[J]. 东北电力大学学报, 2024, 44(6): 74-81.
Shi Xiaoyu, Wang Xin, Wang Gang. Short-term power demand forecasting based on PSO-SVM combined model [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2024, 44(6): 74-81.
- [37] 李玉凯,韩佳兵,于春浩,等. 基于随机森林和长短期记忆网络多元负荷预测的综合能源三层规划调度[J]. 现代电力, 2021, 38(6): 695-703.
Li Yukai, Han Jiabing, Yu Chunhao, et al. Three-level planning and scheduling of comprehensive energy based on random forest regression-long- and short-term memory network multivariate load forecasting [J]. Modern Electric Power, 2021, 38(6): 695-703.
- [38] 聂文海,李莉,杨亮,等. 一体化配电网规划的基础数据半监督分类方法[J]. 信息技术, 2022, 46(12): 143-148.
Nie Wenhai, Li Li, Yang Liang, et al. Semi-supervised classification of basic data for integrated distribution network planning [J]. Information Technology, 2022, 46(12): 143-148.
- [39] 沈运帷,高哲康,林顺富,等. 面向小样本数据的居民用户用电行为刻画及其需求响应潜力评估[J]. 电网技术, 2025, 49(5): 2057-2066.
Shen Yunwei, Gao Zhekang, Lin Shunfu, et al. Portrait of residential customers' electricity consumption behavior and its assessment on demand response potential based on small-sample data [J]. Power System Technology, 2025, 49(5): 2057-2066.
- [40] 徐奇锋,王激华,乔松博,等. 考虑源-荷匹配的区域电网风光

- 储容量规划-运行联合优化方法[J]. 电力建设, 2024, 45(8): 85-96.
- Xu Qifeng, Wang Jihua, Qiao Songbo, et al. Planning and operation joint optimization method for wind, solar, and energy storage capacity in regional power grids considering source load matching[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(8): 85-96.
- [41] 刘金森, 罗宁, 王杰, 等. 基于海量场景降维的配电网网荷储协同规划[J]. 中国电力, 2022, 55(12): 78-85.
- Liu Jinsen, Luo Ning, Wang Jie, et al. Massive scenario reduction based distribution-level power system planning considering the coordination of source, network, load and storage [J]. Electric Power, 2022, 55(12): 78-85.
- [42] 杨晶显, 张帅, 刘继春, 等. 基于VMD和双重注意力机制LSTM的短期光伏功率预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(3): 174-182.
- Yang Jingxian, Zhang Shuai, Liu Jichun, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on variational mode decomposition and long short term memory with dual-stage attention mechanism[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(3): 174-182.
- [43] 朱铮, 戴辰, 蒋超, 等. 改进型CNN-LSTM深度学习神经网络的台区户变拓扑关系识别[J]. 电气自动化, 2024, 46(4): 93-95.
- Zhu Zheng, Dai Chen, Jiang Chao, et al. Recognition of topological relationship between substation transformers and users based on improved CNN-LSTM deep learning neural network [J]. Electrical Automation, 2024, 46(4): 93-95.
- [44] 肖白, 黄钰茹, 姜卓, 等. 数据匮乏场景下采用生成对抗网络的空间负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(24): 7990-8001, 8236.
- Xiao Bai, Huang Yuru, Jiang Zhuo, et al. The method of spatial load forecasting based on the generative adversarial network for data scarcity scenarios [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(24): 7990-8001, 8236.
- [45] Hua W Q, Stephen B, Wallom D C H. Digital twin based reinforcement learning for extracting network structures and load patterns in planning and operation of distribution systems [J]. Applied Energy, 2023, 342: 121128.
- [46] Adetunji K E, Hofsajer I W, Abu-Mahfouz A M, et al. An optimization planning framework for allocating multiple distributed energy resources and electric vehicle charging stations in distribution networks[J]. Applied Energy, 2022, 322: 119513.
- [47] 宋玮琼, 韩柳, 姜慧竹, 等. 基于GCN的配电网知识图谱构建及应用[J]. 电子设计工程, 2022, 30(7): 160-164.
- Song Weiqiong, Han Liu, Xian Huizhu, et al. Construction and application of GCN-based distribution network knowledge graph [J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(7): 160-164.
- [48] 刘广一, 王继业, 李洋, 等. “电网一张图”时空信息管理系统[J]. 电力信息与通信技术, 2020, 18(1): 7-17.
- Liu Guangyi, Wang Jiye, Li Yang, et al. “One graph of power grid” spatio-temporal information management system [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2020, 18(1): 7-17.
- [49] 李文波, 贾嵘, 张怀春, 等. 基于配电网一张图的运营指挥系统研究[J]. 供用电, 2019, 36(11): 48-54.
- Li Wenbo, Jia Rong, Zhang Huaichun, et al. Research on power equipment quality integrated management system based on graph database [J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(11): 48-54.
- [50] 乔骥, 王新迎, 闵睿, 等. 面向电网调度故障处理的知识图谱框架与关键技术初探[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5837-5849.
- Qiao Ji, Wang Xinying, Min Rui, et al. Framework and key technologies of knowledge-graph-based fault handling system in power grid [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5837-5849.
- [51] 高泽璞, 赵云, 余伊兰, 等. 基于知识图谱的低压配电网拓扑结构辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(2): 34-43.
- Gao Zepu, Zhao Yun, Yu Yilan, et al. Low-voltage distribution network topology identification method based on knowledge graph [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(2): 34-43.
- [52] 张程熠, 唐雅洁, 李永杰, 等. 适用于小样本的神经网络光伏预测方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(1): 101-106, 111.
- Zhang Chengyi, Tang Yajie, Li Yongjie, et al. Photovoltaic power forecast based on neural network with a small number of samples [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(1): 101-106, 111.
- [53] 杜翠, 徐晓波, 刘宗歧, 等. 气象数据弱相关的光伏出力短期预测[J]. 现代电力, 2015, 32(6): 1-6.
- Du Cui, Xu Xiaobo, Liu Zongqi, et al. Short-term photovoltaic output forecasting with weakly related meteorological data [J]. Modern Electric Power, 2015, 32(6): 1-6.
- [54] 王守相, 张娜. 基于灰色神经网络组合模型的光伏短期出力预测[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(19): 37-41.
- Wang Shouxiang, Zhang Na. Short-term output power forecast of photovoltaic based on a grey and neural network hybrid model [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(19): 37-41.
- [55] 单英浩, 付青, 耿炫, 等. 基于改进BP-SVM-ELM与粒子化SOM-LSF的微电网光伏发电组合预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(12): 3334-3342.
- Shan Yinghao, Fu Qing, Geng Xuan, et al. Combined forecasting of photovoltaic power generation in microgrid based on the improved BP-SVM-ELM and SOM-LSF with particleization [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(12): 3334-3342.
- [56] 王昕, 黄柯, 郑益慧, 等. 基于PNN/PCA/SS-SVR的光伏发电功率短期预测方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(17): 156-162.
- Wang Xin, Huang Ke, Zheng Yihui, et al. Short-term forecasting method of photovoltaic output power based on PNN/PCA/SS-SVR [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(17): 156-162.
- [57] Rastgoo R, Amjady N, Zareipour H. A deep generative model for selecting representative periods in renewable energy-integrated power systems [J]. Applied Soft Computing, 2024, 165: 112107.
- [58] 史昭娟, 黄越辉, 李湃, 等. 计及深度信念网络场景生成的风/光/储协同优化规划方法[J]. 电网技术, 2023, 47(4): 1331-1339.
- Shi Zhaodi, Huang Yuehui, Li Pai, et al. Collaborative optimization planning for wind/PV/storage based on scenario

- generated by deep belief network [J]. Power System Technology, 2023, 47(4): 1331-1339.
- [59] 朱陈政翰, 柳东歌, 黄津钜, 等. 基于渐进式增长生成对抗网络的月度源荷场景生成[J]. 高电压技术, 2024, 50(9): 3955-3964.
- Zhu Chenzhenghan, Liu Dongge, Huang Jinju, et al. Monthly source and load scenario generation based on progressive growing of generative adversarial nets [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(9): 3955-3964.
- [60] 曲凯, 李湃, 黄越辉, 等. 面向新能源消纳能力评估的年负荷序列建模及场景生成方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(1): 123-131.
- Qu Kai, Li Pai, Huang Yuehui, et al. Modeling and scenario generation method of annual load series for evaluation of renewable energy accommodation capacity [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 123-131.
- [61] Rubasinghe O, Zhang X N, Chau T K, et al. A novel sequence to sequence data modelling based CNN-LSTM algorithm for three years ahead monthly peak load forecasting [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(1): 1932-1947.
- [62] Li Y, Li J Z, Wang Y. Privacy-preserving spatiotemporal scenario generation of renewable energies: a federated deep generative learning approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(4): 2310-2320.
- [63] Díaz G, Gómez-Aleixandre J, Coto J. Wind power scenario generation through state-space specifications for uncertainty analysis of wind power plants [J]. Applied Energy, 2016, 162: 21-30.
- [64] 朱瑞金, 廖文龙, 王玥珑, 等. 基于生成矩匹配网络的光伏和风电机场景生成[J]. 高电压技术, 2022, 48(1): 374-384.
- Zhu Ruijin, Liao Wenlong, Wang Yuelong, et al. Stochastic scenarios generation for wind power and photovoltaic system based on generative moment matching network [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 374-384.
- [65] 郭雨涵, 吴君, 郁丹, 等. 基于AM-GAN的源荷场景生成方法研究[J]. 自动化仪表, 2022, 43(12): 13-18.
- Guo Yuhan, Wu Jun, Yu Dan, et al. Research on source load scene generation method based on AM-GAN [J]. Process Automation Instrumentation, 2022, 43(12): 13-18.
- [66] 廖文龙, 杨德昌, 葛磊蛟, 等. 基于像素卷积生成网络的可再生能源场景生成[J]. 高电压技术, 2022, 48(4): 1320-1331.
- Liao Wenlong, Yang Dechang, Ge Leijiao, et al. Renewable energy scenario generation based on pixel convolutional generative networks [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1320-1331.
- [67] 钱涛, 任孟极, 邵成成, 等. 基于深度学习考虑出行模式的电动汽车充电负荷场景生成[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(12): 67-75.
- Qian Tao, Ren Mengji, Shao Chengcheng, et al. Deep-learning-based electric vehicle charging load scenario generation considering travel mode [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12): 67-75.
- [68] Wu T, Angela Zhang Y J, Wang S Y. Deep learning to optimize: security-constrained unit commitment with uncertain wind power generation and BESSs [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(1): 231-240.
- [69] Hou Q C, Du E S, Zhang N, et al. Impact of high renewable penetration on the power system operation mode: a data-driven approach [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 731-741.
- [70] Li M X, Wei W, Chen Y, et al. Learning the optimal strategy of power system operation with varying renewable generations [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(4): 2293-2305.
- [71] 陈图南, 李文萱, 李云, 等. “双碳”背景下碳-绿证-电力市场耦合机制综述[J]. 广东电力, 2024, 37(8): 14-25.
- Chen Tunan, Li Wenxuan, Li Yun, et al. Review on coupling mechanism of carbon, green certificate and power market under the background of carbon peaking and carbon neutrality [J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(8): 14-25.
- [72] Heidari A, Dong Z Y, Zhang D M, et al. Mixed-integer nonlinear programming formulation for distribution networks reliability optimization [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(5): 1952-1961.
- [73] 李智, 侯兴哲, 刘永相, 等. 基于深度学习的充电站容量规划方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(21): 67-73.
- Li Zhi, Hou Xingzhe, Liu Yongxiang, et al. A capacity planning method of charging station based on depth learning [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(21): 67-73.
- [74] Mocanu E, Mocanu D C, Nguyen P H, et al. On-line building energy optimization using deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(4): 3698-3708.
- [75] 韩子昂, 陈春, 曹一家, 等. 基于物理一致性动态时空图神经网络的配电网拓扑检测与状态估计[J/OL]. 中国电机工程学报, 2025-09-08. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=ZGDC20250905008&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ>.
- Han Ziang, Chen Chun, Cao Yijia, et al. Distribution system topology detection and state estimation using a physics-consistent dynamic spatiotemporal graph neural network [J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2025-09-08. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=ZGDC20250905008&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ>.
- [76] 卢冠华, 陈俊斌, 丁茂生, 等. 知识图谱在电力系统调度运行中的应用与展望[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(7): 27-35.
- Lu Guanhua, Chen Junbin, Ding Maosheng, et al. Application and prospect of knowledge graph in power system dispatching operation [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2023, 21(7): 27-35.
- [77] 米阳, 周杰, 卢长坤, 等. 基于改进生成对抗网络与碳足迹的配电网多目标双层规划[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(21): 8421-8434.
- Mi Yang, Zhou Jie, Lu Changkun, et al. A multi-objective bi-level planning of distribution network based on improved generative adversarial network and carbon footprint [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(21): 8421-8434.
- [78] 邱洁, 梁财豪, 朱永强, 等. 考虑氢能储运特性的配电网集群划分与氢能系统选址定容策略[J]. 中国电力, 2024, 57(8): 12-22.

- Qiu Jie, Liang Caihao, Zhu Yongqiang, et al. Cluster configuration of electric-hydrogen coupled distribution network considering hydrogen energy transport characteristics [J]. Electric Power, 2024, 57(8): 12-22.
- [79] 郑重, 苗世洪, 张松岩, 等. 基于极限学习机的输配一体储能系统选址定容协同优化策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(2): 31-40.
- Zheng Zhong, Miao Shihong, Zhang Songyan, et al. Collaborative optimization strategy for location and capacity determination of energy storage system considering transmission and distribution integration based on extreme learning machine [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(2): 31-40.
- [80] Liao J L, Lin J, Wu G L. Two-layer optimization configuration method for distributed photovoltaic and energy storage systems based on IDEC-K clustering[J]. Energy Reports, 2024, 11: 5172-5188.
- [81] Wu G L, Lin J, Liao J L. A dual-layer planning method based on improved MOPSO for distribution networks considering source-load temporal uncertainty[J]. Frontiers in Energy Research, 2025, 13: 1598553.
- [82] Liao J L, Wu G L, Lin J. Linearized MILP model with improved soft actor-critic algorithm for dynamic and efficient active distribution network planning [J]. IEEE Access, 2025, 13: 121544-121555.
- [83] Liao J L, Lin J, Wu G L, et al. Collaborative optimization planning method for distribution network considering "hydropower, photovoltaic, storage, and charging" [J]. IEEE Access, 2024, 12: 172115-172124.
-
- 收稿日期: 2026-03-06 修回日期: 2026-04-26
- 作者简介:
- 陈彬(1982),男,博士,教授级高级工程师,从事配电网灾害与防治等研究工作,E-mail:cb_fz@163.com;
- 陈秉乾(1990),男,硕士,高级工程师,从事电力系统规划及可靠性评估、配电网防灾减灾、人工智能在电力系统的应用等研究工作,E-mail:chen-bingqian_fjdl@163.com;
- 廖锦霖(1995),男,硕士,工程师,通信作者,从事电力系统规划及可靠性评估、配电网防灾减灾、人工智能在电力系统的应用等研究工作,E-mail:liaojinlin@alumni.sjtu.edu.cn。
- (编辑 景贺峰)



陈彬