

# AI大模型赋能分布式新能源功率预测与调度研究

马翔

昆明自动化成套集团股份有限公司, 云南昆明 650051

**摘要:** 分布式新能源是能源结构调整过程中主要力量, 在各国纷纷推行“双碳”背景下, 已经成为能源领域的主流, 有着清洁、可再生的优势; 但是因为自身具有一定的波动性和间歇性的特点, 如同一把双刃剑一样会对电网的功率预测和精准调度造成极大的影响, 从而对电网的运行的调度产生了不小的冲击。与分布式新能源有关联的大模型, 包括但不限于: 依托于其强大的多源数据融合预测能力、长久时间序列刻画的能力、以及复杂的决策优化能力等优点, 用以解构先前模型中难破除的卡点问题。本篇文章从分布式新能源及功率预测与调度的关键性出发, 以介绍 AI 大模型技术的演变、AI 大模型的技术优势、AI 大模型在多源数据融合预测、动态优化调度等关键场景中的机理解析、对现有的相关应用情况及可能存在的问题的思考, 并对未来发展的建议与探索等内容展开阐述, 在理论上帮助完善 AI 大模型与分布式新能源系统结合的条件。

**关键词:** AI 大模型; 分布式新能源; 功率预测; 智能调度; 多源数据融合

## 0 引言

全球能源加速向清洁、低碳转型, 我国可再生能源装机占比达 48.8%, 风电、光伏装机超 12 亿千瓦。分布式新能源靠近负荷中心, 效率高、影响小, 但因其分布式、多样、波动及间歇性特点, 与负荷出力及需求存在时空差异, “源随荷动”模式难满足要求, “弃风弃光”问题频发, 2022 年全国弃风电量 206 亿千瓦时、弃光 58 亿千瓦时。

新能源并网关键难题是功率预测和调度。传统方法用浅层机器学习统计模型处理多源异构数据, 缺乏抽象本质信息能力; 调度依赖固化规律或经验, 难及时准确调整, 也难保证经济公平。

因此, 可利用 AI 大模型的自注意力机制和 Transformer 架构, 挖掘多元数据本质特征, 提升预测准确性与调度能力。IEA 统计, 人工智能预测技术可减少可再生能源预测误差 15%~20%。有必要研究 AI 大模型对分布式新能源功率预测调度的原理和技术路径。

## 1 相关理论基础

### 1.1 分布式新能源功率预测与调度的核心内涵

分布式新能源电量预测是以历史数据和影响因素为基础, 对光伏、风电等电源未来出力进行定量估算的过程, 分为超短期(0~4 小时)、短期(4~72 小时)和中长期(72 小时以上)三种, 按时间尺度进行预测, 其精确度直接决定调度方案的有效性。调度则是在满足电网安全约束的前提下, 实现分布式能源、储能系统和负荷的协同优化, 核心目标包括提高可再生能源消

纳率, 降低运行成本, 保证供电可靠性。

由于分布式新能源的特点, 其预测与调度也存在很大困难: 分布式新能源由于分布式特点, 在运行时的监测控制难度较大, 预测和调度也比较困难; 其具有较大的波动性, 造成输出功率不稳定; 同时, 由于新能源分布式发电类型多, 所需要的调度策略应具备较强的应变性。用传统的算法是无法达到效果的, 如经典的统计算法 ARIMA 只能完成对线性时序规律的辨识, SVM 等浅层机器学习模型缺乏对于高维数据的特征提取能力。

### 1.2 AI 大模型的技术特征与演进

所谓 AI 大模型, 就是采用“大参数、大数据、大算力”作为模型核心特点, 并且利用大数据做大规模预训练以及微调, 针对特定的任务需求形成能够完成相应任务的人工智能模型。对于此类模型的技术表现而言, 其已由最初的 RNN(循环神经网络)、LSTM(长短时记忆网络)进化到以 Transformer 为代表的 GPT、BERT 等预训练模型, 并且这些优秀的预训练模型开始从自然语言处理领域和计算机视觉领域逐步向能源行业渗透。

相对于传统的 AI 模型, AI 大模型在能源上的优势在于: 一是多源数据集成能力, 可以将气象资料(风速、光照)、设备资料(运行状态、效率)、电网资料(潮流、电压)等各种不同格式、不同性质的数据融为一体, 进行综合的特征提取; 二是长时顺序抓取能力, 利用自注意力机制在不同的时间尺度上准确的抓取出功率变化的规律; 三是泛化能力和迁移能力, 基于固定的区域内模型可以极大地降低计算的成本, 并利用小规模的数据直接对模型进行微调, 适应于其他地区的新能源特点。云边端协同的算

力架构作为大模型应用的载体,一方面在云端进行全大局优化计算,另一方面在边缘结点侧对数据进行本地化预处理后上传到云端,最后在云端统一协调调用云边端算力,不仅能对海量数据进行深度挖掘,还能针对其算法进行实时分析,提高了数据处理效率和时效性。

## 2AI大模型赋能分布式新能源功率预测的机制

### 2.1 多源资料预处理及特色项目

当前全球正大步流星地走着紧锣密鼓去贯彻实现“双碳”目标,分布式新能源以清洁、绿色、可再生等特性十分契合“双碳”目标要求下快速发展壮大,在能源版图中地位快速上升。但是由于自身分布式的负荷性质本身的随机性、间歇性的原因导致电网功率预测及精准调度困难重重,增加了电网平衡调峰、确保安全稳定运行的压力。

AI大模型是能开展多源数据处理、精确把握长时序依赖、实现复杂决策优化的新型模型范式,在攻坚克难方面提供了全新的思路和较大的潜力。文章在介绍分布式新能源特点以及功率预测调度的需求后,梳理了AI大模型技术发展史和优势,在说明了AI大模型关键场景应用的机理之后,进一步指出了存在的挑战,并从算法模型方面给出了未来方向,从而为两者如何更好地结合起来做实了铺垫。

在特征工程环节采取的是人工设计出的人工智能特色高效模型,这一类模型的特点是效率较低且过于主观,其主要依靠人工经验来进行设计。相较而言,大模型通过端到端学习就可做到完全自动的特征提取,对于时序数据(如历史功率、风速)采用Transformer的编码器结构对时序信息进行建模;针对空间资料(如光伏板阵列布局、风电场地形等),将CNN用于空间信息的提取;针对文字资料(如气象预报文字),可以将其先通过之前已经训练好NLP模块转化成数值型数据,如将“多云转晴”这种非结构化的天气描述转化成一条光照强度的变化曲线,以达到充分利用非结构化数据的效果。

### 2.2 分尺度功率预测模型构建

根据不同的预测周期需求,采用分层的方式达到精准预测的目的,其中超短期预测侧重于实现快速响应,采用“边缘计算+轻量级大模型”的方式,利用风电场、光伏电站侧已经压缩过的大模型,基于5min级高频数据进行出力滚动预测,响应时间做到秒级,满足电网的调频需要。

不同的预测期采用多因素综合分析法,“云端大模型+多任务学习”方式,采用基于

Transformer的输入,输入数据为历史功率序列、72h气象预报、季节周期属性等,运用不同的多注意力头集中关注不同的影响因素权重:光伏预测中将光照强度和温度的注意力权重设置成0.6以上;风电预测中风速和风向的注意力权重均大于0.7。此外,引入迁移学习机制,把不同地区的预测任务当做辅助任务,提高模型对台风、暴风雪等极端天气的预测能力。由上可知,相比于传统的LSTM模型,本方法在短时预测阶段降低了25%~30%的误差,在中长期阶段降低了18%~22%的误差。

## 3AI大模型赋能分布式新能源调度优化的路径

### 3.1 多目标优化调度模型构建

分布式新能源调度既要考虑经济性又要考虑可靠性及环保性,传统优化算法如PSO、GA很难实现上述几个方面的最优平衡。利用AI大模型和多目标优化理论相结合的方法,采用基于强化学习(RL)方法的多目标优化算法建立一种智能调度决策模型。调度过程模型化为MDP问题求解,核心为DDPG算法:状态空间包括分布式电源输出、储能状态、电网负荷;动作空间包含电源出力调节、储能充电放电控制、需求侧响应引导等方面;对于不同的应用环境与场景需求可以通过修改状态或动作空间设置来实现;悬赏机制用折价因子来兼顾实现短期与长期目标的平衡,在参与节点发生变化时,各个参与方均具有一定的收益,基于该方法综合考虑了购电成本、弃风弃光率以及碳排放强度等因素的影响。

人工智能大模型能根据电网实时运行情况来调整奖励函数的权重,对于用电高峰时段可以提高供电可靠性权重至0.5,对于电网低谷时段可把经济型权重提高到0.6,既能在高峰时保持供电稳定,在低谷时又不会造成资源浪费,使得该系统的调度方式更加灵活。另外,运用数字孪生技术在虚拟世界中建设能源系统模型,并模拟系统运行情况,对该调度策略进行仿真测试,使得其方案更容易被实施。

### 3.2 分布式协同调度与实时控制

根据分布式新能源的分散性特点,分布式能源的调度需要分布式决策能力,而基于AI的大模型可以通过联邦学习(FL)来进行多主体协同调度,各个分布式能源节点都参与联邦学习过程,在本地完成模型训练和梯度参数上传,由云端大模型完成参数聚合、全局优化,将参数传递给各个分布式能源节点,可以有效避免数据隐私泄露的问题,同时该架构既能兼顾到调度的全局性,又能保障各个节点本身的自主性。

实时控制采用了“预测-调度-控制”的闭环方案, AI大模型每15min输出一次短周期的预测结果, 再基于预测的结果制定调度计划; 每隔1min利用超短期预测更新出力偏差, 并用模型预测控制(MPC)的方式进行控制, 依据算法不断调节控制指令来完成出力和负荷的动态匹配。对储能系统的充放电时机来说, 储能系统的充放电是由大模型的预测输出得到的出力波动曲线决定, 大模型能够根据新能源出力的峰谷期来进行优化, 即在新能源出力较高时进行充电、在出力较低时进行放电。这样既平抑了新能源电量的波动, 也提高了电网的接纳能力。

## 4 挑战与优化的人工智能大模型应用策略

### 4.1 核心挑战

尽管人工智能大模型在分布式新能源领域大有作为, 并有望引起革命性的变革与突破, 但是在实际应用中, 存在的困难仍然不少。第一, 数据质量问题与安全隐忧。分布式新能源有多个数据来源, 不同数据的标准化程度都很低, 其数据格式、精度等都存在很多差异, 不利于后续的数据处理和分析; 并且在数据外泄、篡改的过程中会对新能源系统的正常运行造成巨大的危害, 会给新能源的安全带来威胁。第二, 模型不可解释性强。由于大型模型是“黑箱”模型, 难以使电力系统运维人员掌握其实现调度决策的过程, 这不利于技术推广应用。第三, 算力成本高。大规模参数模型的训练、推理需要大量的算力支持, 对于大部分的中小能源企业而言, 训练所需要的算力成本会非常之高。

### 4.2 优化策略

要想作战, 则须做好战术和技术、机制三方面的解决之道, 在数据端, 建设分布式新能源数据标准体系, 规范数据采集格式及质量要

求, 实时追溯数据, 加密传输, 并借助区块链实现数据安全; 在模型端, 引入注意力可视及可解释的AI(XAI)算法, 将模型决策的基础——特征重要性可视化, 并以可视化图谱的形式呈现出来, 提高决策的透明度; 在算力端, 使用模型轻量化技术来压缩模型参数量, 使用剪枝、量化以及知识蒸馏等方式进行模型压缩, 节省出更多的算力, 并使用“东数西算”项目中的算力资源, 减少算力的成本支出; 另外就是建立产学研联合体合作机制, 让大模型技术能在能源领域中得到应用标准化、产业化。

## 5 结束语

人工智能大模型在多源数据、分尺度预测建模下具有强大的数据处理能力及优化决策的能力, 可用于分布式新能源功率预测调度中; 其次, 在多目标、多约束条件要求下, 可以通过引入强化学习及联邦学习方法来完成多目标任务的同时实现分布式新能源功率预测调度的实时控制, 可以提高分布式新能源的利用水平以及改善电网运行水平; 但是由于技术不够成熟, 数据安全问题、模型可解释性问题和算力问题均是制约其发展的三大主要问题。

未来研究可向三方向深化: 第一类是构造融合了物理机理与数据驱动的大模型, 将新能源发电的物理规律注入到模型训练当中, 增强极端场景下预测调度的鲁棒性; 第二类是探索多能源调度一体化方案, 即把电、热、气等各种形式的综合能源系统都归入大模型中考虑进去, 最终达到多能源调度的效果; 第三类是把边缘智能大模型引入调度当中来, 在大模型里加入模型部署下沉的思想, 提升调度的实时性和响应的速度。人工智能大模型技术以及能源系统深二维化的发展趋势必将赋能能源转型, “双碳”的实现也将因此获得更强的动力。

## 参考文献:

- [1] 陈月强, 伍磊, 黄桦. 基于改进Transformer模型的短期风电功率预测[J]. 电工技术, 2024, 45(12): 78-85.
- [2] 尹书林. 高比例分布式光伏接入下的云边端协同谐波责任划分[J]. 山东大学, 2024, 42(8): 2901-2912.
- [3] 吴卓. 新能源电力系统的有功多目标动态调度方法研究[J]. 科学技术创新, 2023, 47(5): 1780-1788.
- [4] 曲俊东. 基于多源数据融合输电线路在线监测系统研究[J]. 沈阳工程学院, 2023, 44(3): 123-130.
- [5] 陈雍文. 基于深度强化学习的分布式能源系统数据传输调度研究[J]. 东莞理工学院, 2025, 43(2): 256-264.

**作者简介:** 马翔(1993.10—), 男, 汉, 云南省, 本科, 工程师, 研究方向: AI大模型赋能分布式新能源功率预测与调度研究。