

人工智能在配电网负荷预测与优化调度中的应用

魏敏捷¹ 王登越²

内蒙古电力(集团)有限责任公司巴彦淖尔供电分公司 内蒙古 巴彦淖尔 015000

摘要: 本文聚焦人工智能在配电网负荷预测与优化调度中的应用。阐述了配电网智能调控的核心概念、理论支撑及负荷预测与优化调度的耦合关系;分析配电网负荷特性与人工智能技术适配性;然后构建并优化基于人工智能的负荷预测模型,设计优化调度模型,包括多目标设定、强化学习调度及多主体协同策略。研究表明,人工智能可提升配电网负荷预测精度与调度智能化水平,实现资源最优配置。

关键词: 配电网; 负荷预测; 优化调度

引言: 随着新型电力系统发展,配电网面临复杂挑战,负荷预测与优化调度成为关键。传统方法难以应对非线性、不确定性问题,人工智能凭借强大非线性拟合与数据处理能力,为解决这些问题提供新途径。本文深入探讨人工智能在配电网负荷预测与优化调度中的应用,分析其理论支撑、技术适配性,构建相关模型与策略,旨在提升配电网运行的经济性、安全性与环保性,推动配电网智能化转型。

1 配电网智能调控核心认知:概念、理论与耦合关系

1.1 核心概念界定

配电网智能调控的核心概念聚焦“智能”与“调控”两大维度,明确其内涵、边界与核心要素。内涵上,它是在配电网物理系统基础上,融合信息感知、通信传输、数据处理与智能决策的复杂系统工程,核心通过“感知-分析-决策-执行”闭环流程,实现运行状态动态优化。其边界覆盖中低压配电网的发电侧(分布式光伏、风电等)、电网侧(线路、变压器等)、负荷侧(工业、居民负荷、电动汽车等)及储能侧(电化学、虚拟储能等),强调多主体协同的全域调控^[1]。核心要素包含三大模块:感知层通过智能电表、传感器等采集运行数据;决策层依托大数据、人工智能构建预测与调度模型;执行层通过智能开关、储能控制器等落地调控指令。核心概念突出“动态适配性”,需根据负荷波动、电源出力变化等动态调整策略,兼顾“安全性、经济性、环保性”多目标平衡,区别于传统单一安全目标的调控模式,彰显新型电力系统多目标协同特征。

1.2 理论支撑体系

配电网智能调控的理论支撑体系是多学科交叉融合的有机整体,为调控实践提供坚实基础。核心理论分为四大类:一是电力系统分析理论,涵盖潮流计算、短路计算、稳定性分析等,明确运行约束、评估调度方案可

行性,如通过潮流计算确定线路传输容量,为负荷转移提供依据;二是优化理论,包括线性规划、多目标优化、鲁棒优化等,是资源最优配置的核心工具,如通过多目标优化平衡供电成本、网损与碳排放,生成帕累托最优方案;三是人工智能理论,涵盖机器学习、深度学习、模糊逻辑等,为复杂场景下的负荷预测、动态调度提供高效算法,解决传统模型难以应对的非线性与不确定性问题;四是控制理论,包括PID控制、模型预测控制等,保障调控指令精准执行与系统稳定,如通过模型预测控制实现储能动态充放电。

1.3 配电网负荷预测与优化调度的耦合关系

配电网负荷预测与优化调度的耦合关系以“相互依赖、动态反馈、协同优化”为核心,是智能调控高效运行的关键。从依赖关系看,负荷预测是优化调度的前提,其精度直接决定调度方案的合理性,通过分析历史负荷、气象、社会经济等因素,预判未来负荷特征,为调度提供核心输入——预测偏差过大会导致供电失衡或资源浪费;而优化调度通过实际负荷数据、调控效果评估结果,反哺负荷预测模型迭代,如针对电动汽车充电负荷偏差补充特征变量,优化模型结构。动态耦合层面,二者形成闭环协同:预测为调度提供初始依据,调度实际数据优化预测模型,优化后的预测结果再提升下一轮调度精度,实现“预测-调度”良性循环。另外,耦合关系体现在场景适配性上,高峰、低谷、极端天气等不同负荷场景下,预测模型与调度的目标权重、约束条件需动态调整,基于同一场景特征适配,共同保障配电网稳定高效运行。

2 配电网负荷特性分析与人工智能技术适配性

2.1 配电网负荷的多元影响因素与特性

配电网负荷变化受多元因素综合作用,呈现复杂性、不确定性与时空差异性三大特征,影响因素可归为四类:一是气象因素,含温度、湿度、降雨、风速、光照等,直

接影响居民与商业用电需求,是负荷波动的关键诱因;二是社会经济因素,涵盖地区经济水平、人口规模、产业结构及用电政策,工业负荷占比高的区域稳定性更强,居民负荷主导区域则受生活习惯影响更显著;三是用户行为因素,包括居民生活习惯、工业生产排班、电动汽车充电行为等,具有强随机性与个性化,直接导致工作日与节假日负荷曲线差异,无序充电会加剧波动;四是电网自身因素,涉及拓扑结构、设备运行状态及分布式电源接入,分布式光伏等电源的出力波动通过“源荷互动”间接改变负荷特性^[2]。基于这些因素,配电网负荷呈现三大核心特性:时间特性体现为日内峰谷、日间相关、周间周期及季节性变化;空间特性表现为区域负荷密度不均、分布失衡且存在区域相关性;不确定性则源于气象突变、用户行为随机及电源出力波动,导致负荷难以精准预判。

2.2 人工智能技术在配电网中的应用分类

人工智能技术围绕配电网“感知-分析-决策-执行”全流程,按应用场景与核心功能分为四大类:第一类是负荷预测领域,作为应用最成熟的场景,涵盖短期(1-24小时)、超短期(15分钟-1小时)与中长期(月-年)预测,采用支持向量机、BP神经网络、LSTM、随机森林等监督学习与集成学习模型,通过挖掘历史负荷与影响因素的非线性关系实现精准预判;第二类是故障诊断与定位领域,针对线路及设备故障,运用CNN、GAN等深度学习模型、模糊逻辑与专家系统,分析故障录波及设备运行数据,实现故障类型、位置与原因的快速识别,提升处理效率;第三类是优化调度领域,融合强化学习(DQN、PPO)、遗传算法、粒子群优化等技术,构建多目标优化模型,协调分布式电源、储能设备与柔性负荷运行,实现网损、成本最小化与可靠性最大化;第四类是状态评估与运维领域,采用聚类算法等无监督学习及深度学习技术,分析变压器油温、线路电流等数据,评估设备健康状态、预测故障风险,支撑主动运维与预防性检修。

2.3 技术适配性评估:基于负荷场景的模型选择

技术适配性评估的核心是依据负荷场景特性差异选择最优人工智能模型,遵循“场景分类-模型特性分析-适配性指标构建-最优模型选择”的逻辑框架。首先,按负荷特性划分典型场景,包括常规场景(工作日平段、气象稳定)、高峰负荷场景(冬夏季用电高峰、负荷密度大)、低谷负荷场景(夜间负荷低、分布式电源出力不足)、极端天气场景(台风、高温等)及特殊事件场景(节假日、大型活动),明确各场景的负荷波动幅度、不

确定性程度、数据质量及调控目标权重等核心特征。其次,分析各类AI模型技术特性,包括监督学习模型(SVM、LSTM)的泛化能力与数据依赖性、强化学习模型(DQN、PPO)的动态决策能力与训练成本、集成学习模型(随机森林、XGBoost)的稳定性与解释性,以及深度学习模型的特征提取能力与计算复杂度,界定不同模型的优势场景与适用边界^[3]。随后,构建多维度评估指标体系,涵盖核心性能、效率、稳健性与实用性指标,并根据场景需求赋予权重,如高峰场景侧重预测精度与安全性,极端天气场景侧重稳健性。最后,通过仿真实验与实际数据验证,对比模型综合适配性得分,常规场景可选随机森林,高峰场景适配LSTM,动态调度场景适用强化学习,避免“模型一刀切”,最大化AI技术应用价值。

3 基于人工智能的配电网负荷预测模型构建与优化

3.1 预测模型构建的核心流程

基于人工智能的配电网负荷预测模型构建遵循“全流程闭环”流程,含四大关键环节。一是数据预处理,为保障模型精度,需清洗数据(剔除异常值、填充缺失值)、标准化/归一化不同量纲特征、按7:2:1比例划分数据集。二是特征工程,提取有价值特征,涵盖时序、气象、社会经济及衍生特征,通过相关性分析、PCA等降维。三是模型选型与训练,依负荷场景选基础模型,设超参数,用训练集训练,通过验证集监控性能,用早停法防过拟合,用网格搜索等方法优化超参数。四是模型验证与部署,用测试集验证性能,评估指标有MAE、MAPE、RMSE,验证通过后部署至平台,实时输出结果,建立更新机制,定期迭代训练保障长期适配。

3.2 改进型人工智能预测模型设计

改进型模型以提升精度、增强泛化、优化效率为目标,从三方面创新。模型结构优化上,采用“基础模型+改进模块”,如LSTM引入注意力机制、构建“CNN-LSTM”混合模型。多源数据融合方面,突破局限,融合分布式电源出力、用户行为、宏观数据,用数据融合技术减少偏差。算法改进上,针对过拟合等问题,引入正则化技术、自适应优化器,结合集成学习构建集成模型。改进型模型需经仿真与实际数据验证,对比性能指标,确保不同场景下高精度预测。

4 基于人工智能的配电网优化调度模型设计

4.1 优化调度的目标、约束与决策变量

配电网优化调度模型构建,要先明确核心目标、约束条件与决策变量,形成“目标-约束-变量”逻辑闭环,保障模型科学可行。核心目标为多目标协同,涵盖经济性(最小化购电、网损、运维、储能充放电成本)、安全

性(满足电压、电流、设备容量约束,避免过负荷)、环保性(最小化碳排放,优先消纳可再生能源)。可通过加权法等将多目标转为单目标优化,或用多目标优化算法求帕累托最优解。约束条件有四大类:系统运行约束,如功率平衡、电压在 $[0.95-1.05]$ pu内、线路传输容量限制;设备运行约束,像变压器负荷率不超额定容量、储能设备有充放电功率等约束;分布式电源约束,包括光伏/风电出力上限及爬坡率限制;负荷侧约束,如柔性负荷可调节范围。决策变量是模型待优化的核心参数,有分布式电源出力计划、储能设备充放电功率与时长、柔性负荷转移量、智能开关动作状态、变压器分接头调节位置等,其选择要结合调控场景与设备可控性,确保模型可解实用。

4.2 融合负荷预测的强化学习调度模型

融合负荷预测的强化学习调度模型,借助强化学习动态决策与自主学习能力,结合精准负荷预测,实现配电网实时优化调度。模型遵循强化学习“智能体-环境-奖励-动作”框架:配电网调控系统为“智能体”,依环境状态输出最优调度动作;配电网运行状态(含负荷预测值、分布式电源出力等)构成“环境”,智能体实时感知其动态变化;“奖励函数”是多目标优化目标(经济性等)的加权得分,满足约束且目标提升给正奖励,反之给负奖励,引导学习最优策略;“动作空间”包含储能充放电功率等决策变量,智能体从中选最优动作。模型创新在于融合负荷预测,将短期/超短期预测值作为环境关键输入,让智能体提前预判负荷趋势。训练采用“离线训练+在线微调”模式:离线时,用历史数据构建仿真环境,用强化学习算法训练智能体;在线时,将成熟模型部署到实际系统,结合实时预测与环境状态调整策略,并用实际数据微调参数,提升实时适配性。

4.3 多主体协同优化调度策略

多主体协同优化调度策略聚焦配电网“源、网、荷、储”多主体特性与利益诉求,构建协同机制实现全局最优调度。其核心是打破单主体独立调度局限,建立信息

共享、利益协调、责任共担的协同框架。首先,搭建多主体信息交互平台,实时共享负荷预测、电源出力、设备状态、调度需求等数据,消除信息壁垒,为协同调度提供数据基础^[4]。其次,构建利益协调机制,针对不同主体核心诉求,如分布式电源业主追求出力、储能运营商追求收益、用户追求便利、电网公司追求稳定,运用博弈论等设计利益分配方案,通过峰谷电价差等激励参与调度。调度执行采用“分层协同+分布式决策”模式:上层电网公司主导,依负荷预测与系统约束制定全局目标与主体配额;下层各主体在配额下结合自身特性制定局部方案,并接受上层调控。另外,引入动态协同机制,根据负荷波动等情况动态调整方案,极端天气致负荷预测偏差大时,启动应急模式保障供电安全。该策略能挖掘各主体调节潜力,实现配电网资源全局最优配置,提升系统运行的经济、安全与灵活性。

结束语

人工智能在配电网负荷预测与优化调度中展现出巨大潜力。通过构建精准预测模型与科学优化调度模型,有效提升了预测精度与调度智能化水平,实现了配电网资源的最优配置。未来,随着人工智能技术不断发展,其在配电网中的应用将更加深入广泛。需持续探索创新,进一步优化模型算法,以更好地适应复杂多变的配电网运行环境,推动电力行业高质量发展。

参考文献

- [1]王苏吉.基于深度学习的配电网负荷预测研究[J].互联网周刊,2025,(14):32-34.
- [2]周敏,马龙.人工智能支持下的配电网负荷预测及优化控制分析[J].电气技术与经济,2025,(06):234-237.
- [3]付饶,袁丁,刘琦,等.人工智能在电力调度自动化系统中的应用[J].集成电路应用,2023,40(2):67-69.
- [4]苏佩佩,耿晓娜,单德帅.人工智能在电力调度自动化系统中的应用[J].集成电路应用,2023,40(11):250-251.