

输配电工程中的电力负荷预测与管理方法研究

杨 辉

国网银川供电公司经济技术研究所 宁夏银川

【摘要】随着智能电网建设的深入推进，输配电工程中电力负荷的精准预测与高效管理已成为保障电力系统安全、经济运行的关键环节。本文围绕输配电工程中的电力负荷预测与管理展开研究，系统分析了常用负荷预测方法的原理与应用场景，结合智能算法与传统模型提出改进预测方案，并构建了基于大数据的负荷管理体系。通过引入时间序列模型与机器学习算法，建立了负荷预测的数学模型，以某地区电网为例进行实证分析，验证了方法的有效性。研究表明，融合多源数据的预测模型可将负荷预测误差控制在 5% 以内，基于需求侧响应的管理策略能显著提升电网运行效率。本文研究为输配电工程的负荷管理提供了理论参考与实践指导。

【关键词】输配电工程；电力负荷预测；时间序列分析；需求侧管理；智能算法

【收稿日期】2025 年 5 月 14 日

【出刊日期】2025 年 6 月 5 日

【DOI】10.12208/j.jer.20250249

Research on power load forecasting and management methods in power distribution projects

Hui Yang

Economic and Technological Research Institute of State Grid Yinchuan Power Supply Company, Yinchuan, Ningxia

【Abstract】 With the deepening of smart grid construction, the accurate prediction and efficient management of power load in power transmission and distribution projects have become the key link to ensure the safe and economical operation of the power system. This paper focuses on the research on power load forecasting and management in power transmission and distribution engineering, systematically analyzes the principles and application scenarios of common load forecasting methods, proposes improved prediction schemes based on intelligent algorithms and traditional models, and constructs a load management system based on big data. By introducing the time series model and machine learning algorithm, a mathematical model of load forecasting is established, and the empirical analysis is carried out by taking a regional power grid as an example to verify the effectiveness of the method. The results show that the prediction model fusing multi-source data can control the load prediction error within 5%, and the management strategy based on demand-side response can significantly improve the operation efficiency of the power grid. This paper provides a theoretical reference and practical guidance for the load management of power transmission and distribution engineering.

【Keywords】 Power transmission and distribution engineering; Power load forecasting; Time series analysis; Demand-side management; Intelligent algorithms

引言

在现代电力系统中，输配电网络作为连接发电与用电的关键纽带，其运行稳定性与经济性直接影响能源供给效率^[1]。随着新能源并网规模扩大、电力需求结构复杂化，电力负荷的波动性与不确定性显著增加，给输配电工程的规划、调度与运行带来严峻挑战^[2]。据统计，我国部分地区电网负荷峰谷差已达装机容量容量的 30% 以上，传统负荷管理模式难以适应新型电力系统的调控需求。因此，开展电力负荷预测与管理方法研究，对

提升输配电系统的灵活性、降低运行成本具有重要现实意义。

电力负荷预测是负荷管理的基础，其核心是通过历史数据与影响因素分析，对未来负荷变化趋势进行科学预判。当前，负荷预测方法已从单一的统计模型发展到融合人工智能、大数据分析的综合预测体系，但在处理非线性、强随机性负荷数据时仍存在精度不足的问题。同时，负荷管理策略的优化需要结合预测结果，通过需求侧资源调控、储能系统配置等手段实现负荷

作者简介：杨辉（1992-）男，回族，宁夏吴忠市人，工程师，本科，研究方向：输配电工程。

削峰填谷，而现有管理方法在多目标协同优化方面的系统性仍需加强^[3]。

本文以输配电工程为研究对象，首先梳理负荷预测的理论基础与方法体系，构建融合时间序列与机器学习的预测模型；其次，基于预测结果设计负荷管理策略，提出面向智能电网的负荷调控框架；最后，通过工程案例验证方法的实用性，为输配电系统的负荷精细化管理提供解决方案。

1 电力负荷预测理论与方法

1.1 负荷预测基本原理

电力负荷预测是基于历史负荷数据、气象因素、经济指标等多源信息，通过数学模型对未来负荷值进行估计的过程^[4]。其本质是挖掘负荷序列的内在规律，建立输入变量与负荷输出的映射关系。根据预测时间尺度，可分为短期预测（小时级至周级）、中期预测（月级至季级）和长期预测（年级及以上），其中短期预测对输配电系统的实时调度尤为关键。

负荷序列通常包含趋势项、季节项、周期项和随机项，其数学表达式可表示为：

$$L(t) = T(t) + S(t) + C(t) + E(t) \quad (1)$$

其中， $L(t)$ 为时刻 t 的负荷值， $T(t)$ 为趋势分量， $S(t)$ 为季节分量， $C(t)$ 为周期分量， $E(t)$ 为随机误差分量。预测模型的核心是对各分量进行分解与重构，以捕捉负荷变化的规律性。

1.2 传统负荷预测方法

时间序列分析法是传统负荷预测的典型代表，其

假设未来负荷与历史数据存在统计相关性，通过构建自回归滑动平均模型（ARIMA）实现预测。ARIMA（ p, d, q ）模型的数学表达式为：

$$\Phi(B) \nabla^d L(t) = \Theta(B) \varepsilon(t) \quad (2)$$

其中，式中 $\Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ 为自回归算子， $\Theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ 为自回归算子， ∇^d 为 d 阶差分， $\varepsilon(t)$ 为白噪声序列。该方法适用于负荷变化规律稳定的场景，但对非线性因素的适应性较差。

1.3 智能负荷预测方法

智能算法通过模拟数据的非线性特征提升预测精度，典型如神经网络与集成学习^[5]。以梯度提升树（GBDT）为例，其通过组合多个决策树形成强预测器，对高维数据和噪声具有较强鲁棒性^[6]。与传统模型相比，智能算法能更精准地捕捉负荷数据中的复杂关联，在短期预测中表现优异。

2 输配电工程中的负荷管理策略

2.1 负荷管理体系框架

在输配电工程的实际运行中，负荷管理的核心目标是通过系统性策略实现电力供需的动态平衡，其关键在于构建“预测-调控-优化”三位一体的闭环管理体系（如图 1 所示）。这一体系以多维度数据融合为底层支撑，以负荷预测结果为决策起点，通过协同调控需求侧资源与分布式能源，最终借助智能优化算法形成闭环反馈，实现对输配电系统运行状态的精准把控。



图1 “预测-调控-优化”的闭环体系

体系的底层架构是多源数据融合模块，其整合了历史负荷数据、实时气象参数（如温度、湿度、光照强度）、经济指标（如工业用电量占比）、用户用电行为

数据以及电网运行状态信息等多类型数据^[7]。这些数据经清洗、归一化等预处理后，输入至负荷预测模型，通过挖掘数据间的时空关联与非线性特征，生成未来时

段的负荷预测曲线。预测结果不仅为调度部门提供短期运行的负荷峰值、谷值及变化趋势,更成为制定调控策略的核心依据。

基于预测输出的负荷曲线,调控环节通过三大核心手段实现负荷的动态平衡:需求侧响应(DR)通过价格信号或契约机制引导用户调整用电时序,将部分峰时段负荷转移至谷时段;储能系统(ESS)凭借锂电池、飞轮等储能装置的充放电特性,在负荷低谷期储存盈余电能,在高峰期释放电能以缓解电网压力;分布式电源(DG)如光伏、风电等可再生能源发电单元,则通过就地消纳的方式补充局部电网电能供给,减少对主网的依赖。三者协同作用,形成“需求侧柔性调节-储能时空平移-分布式能源就地平衡”的立体化调控网络,有效平抑负荷波动。

优化环节是连接调控措施与系统目标的关键纽带,其通过构建包含运行成本、碳排放强度、供电可靠性等多目标的优化模型,对需求侧响应策略参数(如峰谷时段划分、电价弹性系数)、储能系统充放电功率曲线、分布式电源出力计划进行全局优化。例如,在满足用户用电满意度的前提下,以电网购电成本与储能运维成本之和最小化为目标,通过粒子群优化(PSO)、遗传算法(GA)等智能算法求解最优调度方案。优化后的策略反馈至调控执行层的同时,其实际运行效果数据(如负荷调节量、系统损耗变化)将回流至数据融合模块,用于修正负荷预测模型参数,形成“预测-调控-优化”的闭环迭代机制,从而不断提升管理体系对复杂负荷场景的适应性。

2.2 需求侧响应管理

需求侧响应(Demand Response, DR)作为负荷管理的核心调控手段,通过构建用户用电行为与电网调度的双向互动机制,将分散的用户负荷转化为可调度的柔性资源,从而提升输配电系统的调节能力^[8]。这一管理策略依据作用机制可分为价格型DR与激励型DR两大模式,二者通过不同的引导逻辑协同优化负荷分布,形成覆盖居民、商业、工业等多类型用户的分层调控体系。

价格型DR以市场价格信号为导向,通过动态调整电价水平引导用户自主优化用电时序,典型代表为分时电价(Time-of-Use Pricing, TOU)。该模式基于“价格-需求”弹性理论,将每日划分为峰、平、谷时段(如早高峰 8:00-12:00、晚高峰 18:00-22:00、低谷时段 23:00-次日 7:00),各时段电价根据电网负荷水平、发电成本及供需关系动态设定,通常峰谷价差可达

0.5-1.0 元/kWh。用户基于自身用电成本考量,会主动将非刚性负荷(如电热水器加热、电动汽车充电)从峰时段转移至谷时段,从而实现“削峰填谷”。其数学描述如式(3)所示:

$$E'_i(t) = E_i(t) \cdot [1 + \alpha \cdot (\lambda(t) - \lambda_0)/\lambda_0] \quad (3)$$

其中, $E_i(t)$ 为用户 i 在时刻 t 的原始用电量, $E'_i(t)$ 为响应后用电量, α 为需求弹性系数, $\lambda(t)$ 为实时电价, λ_0 为基准电价。激励型 DR 如直接负荷控制(DLC),通过与用户签订协议实现负荷削峰,适用于工业大用户和商业建筑。

激励型 DR 则通过契约化机制实现负荷的直接调控,典型形式为直接负荷控制(Direct Load Control, DLC)。电网企业与工业大用户、商业综合体等签订协议,明确在系统峰负荷时段可中断或削减的负荷量及补偿标准(如按削减电量给予 0.2-0.3 元/kWh 的补贴)。以工业用户为例,企业可在不影响核心生产流程的前提下,暂时停用非关键设备(如空调系统、污水处理设备),单次可削减负荷达其总用电量的 15%-25%;商业建筑则可通过调整中央空调运行功率、延迟非必要照明供电等方式参与负荷调控。这种模式的优势在于调控响应速度快(分钟级)、负荷削减量精准(误差小于 5%),适用于需要快速缓解电网压力的紧急场景。

2.3 储能与分布式电源协同调度

储能系统与分布式电源的协同调度可优化输配电网络的负荷分布,其优化模型以系统运行成本最小化为目标,约束条件包括功率平衡、设备容量限制等。通过合理配置储能充放电功率与分布式电源出力,可实现负荷的时空转移,降低电网峰谷差。

3 工程案例分析

3.1 案例背景与数据来源

以某地级市 2024 年 1 月至 12 月的日负荷数据为研究对象,结合同期气象数据(温度、湿度)和节假日信息,开展短期负荷预测与管理策略验证。负荷数据采样间隔为 1 小时,共 8760 个样本点,其中前 10 个月数据用于模型训练,后 2 个月用于测试。

3.2 负荷预测模型构建与验证

在数据预处理阶段,研究团队首先对原始负荷数据进行异常值检测与修复,采用 3σ 原则识别并标记偏离均值三倍标准差以外的异常点,随后通过相邻时刻均值插值法对异常数据进行填补,确保时间序列的连续性与可靠性;同时,针对气象数据中的温度变量进行归一化处理,将其映射至[0,1]区间以消除量纲差异对

模型训练的干扰。完成数据预处理后,研究分别构建了 ARIMA 传统统计模型、BP 神经网络模型及 GBDT 集成学习模型开展对比实验,以平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)作为精度评价指标。

表 1 不同负荷预测模型的误差对比表

模型	MAE (MW)	RMSE (MW)
ARIMA	23.5	31.2
BP 神经网络	18.7	25.4
GBDT	12.6	17.8

实验结果如表 1 所示: ARIMA 模型受限于线性假设, MAE 和 RMSE 分别为 23.5MW 和 31.2MW; BP 神经网络虽通过非线性映射提升了预测能力,但受限于过拟合问题,两项误差指标分别为 18.7MW 和 25.4MW;而 GBDT 模型凭借梯度提升机制对负荷数据的复杂特征实现高效拟合, MAE 与 RMSE 降至 12.6MW 和 17.8MW,较传统模型误差降低约 46.4%与 42.9%,验证了智能算法在非线性负荷预测中的显著优势。

3.3 负荷管理策略实施效果

基于 GBDT 模型的精准负荷预测结果,研究团队针对性设计了“分时电价引导+储能动态调度”的复合管理策略:在价格调控层面,将每日划分为峰时段(8:00-22:00)与谷时段(22:00-次日 8:00),设定 0.5 元/kWh 的峰谷电价差以引导用户错峰用电;在储能配置层面,于区域变电站部署 100MWh/50MW 的锂电池储能系统,采用“低谷充电-高峰放电”的削峰填谷运行模式,实现电能的时空转移。策略实施后,该地区电网运行指标实现显著优化:负荷峰谷差从 320MW 降至 250MW,降幅达 21.9%,有效缓解了高峰时段的供电压力;峰时段电网直接供电量较实施前减少 15%,谷时段储能系统充电量占比提升至 20%,电网整体负荷曲线平滑度提升,系统运行效率与经济性得到双重改善,验证了预测与管理策略协同作用的实际效能。

4 结论

本文针对输配电工程负荷预测与管理问题,构建了“预测-调控-优化”闭环体系,通过对比传统 ARIMA

与智能 GBDT 模型,验证了多源数据融合对预测精度的提升作用(GBDT 误差较 ARIMA 降低 46.4%)。需求侧响应与储能协同策略使案例电网峰谷差降幅达 21.9%,证实了管理策略的有效性。研究表明,负荷预测与管理的协同需结合数据特征与工程需求,未来可探索深度学习在复杂场景的应用。后续将聚焦新能源并网下的负荷预测不确定性分析及强化学习调度策略,为新型电力系统优化提供参考。

参考文献

- [1] 苏群.新型电力系统下电网投资项目风险预警模型及应用研究[D].华北电力大学(北京),2023.
- [2] 钟海旺,张宁,杜尔顺,等.新型电力系统中的规划运营与电力市场:研究进展与科研实践[J].中国电机工程学报, 2024, 44(18):7084-7103.
- [3] 曾君,谭豪杰,刘俊峰,等.基于状态势博弈的微电网能量管理优化算法研究[J].电力系统保护与控制, 2025, 53(5): 24-34.
- [4] 冯松杰,魏韡.考虑新能源消纳和电力保供的电力系统多时间尺度平衡方法[J].电力系统自动化, 2025, 49(4):128-140.
- [5] 魏级明.基于深度学习的通信网络监控数据集成系统设计[J].通信电源技术, 2025, 42(1):46-48.
- [6] 章涂义,刘三民.基于 GBDT 和双层漂移检测的用户评论分类算法[J].湖北民族大学学报(自然科学版), 2025, 43(1):60-66.
- [7] 葛亚明,周陈斌,孟屹华,等.基于多源信息融合的输电线路故障诊断研究[J].电气传动, 2025(4).
- [8] 郑仙蓉,陈甚逾,李嘉彬,等.大数据分析在电力用户需求响应中的应用研究[J].电力设备管理, 2025(1):244-246.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

