

电力系统负荷预测方法及其在调度中的应用研究

秦 立

中安恒慧建设集团有限公司 安徽合肥 230000

摘 要：电力系统负荷预测是确保电网安全稳定运行、优化资源配置和提高经济效益的关键技术。本文系统梳理了传统统计方法、人工智能方法及混合预测方法的原理、特点与适用场景，深入分析了各类方法在短期、中期和长期负荷预测中的应用效果。在此基础上，重点探讨了负荷预测在电力系统调度中的具体应用，包括日前调度计划制定、实时调度优化、机组组合与经济调度、新能源消纳以及电网安全稳定控制等方面。最后，结合当前电力系统发展趋势，指出了负荷预测面临的挑战，如高比例新能源接入、用户侧互动性增强、多源异构数据融合等，并对未来研究方向进行了展望，旨在为提升电力系统调度的智能化和精细化水平提供理论参考与技术支持。

关键词：电力系统；负荷预测；预测方法；电力调度；新能源消纳

引言

随着社会经济的快速发展和人民生活水平的不断提高，电力需求持续增长，电力系统的规模和复杂性日益增加。同时，全球能源转型战略推动下，风能、太阳能等间歇性、波动性较强的新能源大规模接入电网，使得电力系统的运行特性发生显著变化。负荷预测作为电力系统规划、运行和管理的基础，其准确性直接影响到电力调度的科学性、经济性和安全性。精确的负荷预测能够帮助调度部门合理安排机组启停计划、优化潮流分布、降低发电成本、提高新能源消纳能力，从而实现电力系统的安全稳定经济运行。因此，深入研究电力系统负荷预测方法及其在调度中的应用具有重要的理论价值和现实意义。

一、电力系统负荷预测方法分类与原理

（一）传统统计预测方法

传统统计预测方法以数学统计理论为基础，通过分析历史负荷数据挖掘规律进行预测。时间序列分析法假设未来趋势与历史一致，常用模型有AR、MA、ARMA及ARIMA，其中ARIMA通过差分处理非平稳序列，适用于含趋势性和季节性的短期、中期预测，但对数据平稳性要求高，难处理非线性和突变序列^[1]。回归分析法通过建立负荷与影响因素（温度、湿度等）的回归方程预测，分一元/多元、线性/非线性回归，多元线性回归简单直观但难刻画复杂非线性关系。指数平滑法是特殊加权移动平均法，近期数据权重更大，包括一次、二次

（holt模型）和三次（holt-winters模型）指数平滑，三次模型可同时考虑趋势性和季节性，适用于季节波动负荷预测，计算简便、数据量要求低，但对趋势和季节因子初始值敏感，精度受参数选择影响大。

（二）人工智能预测方法

人工智能预测方法模拟人类智能学习，能自适应提取复杂非线性特征实现高精度预测。人工神经网络（ANN）是由大量神经元构成的非线性系统，BP神经网络应用广泛但易陷局部极小值、收敛慢，RBF神经网络局部逼近能力强、学习快，ANN需大量训练样本，模型结构确定无统一标准。支持向量机（SVM）基于VC维和结构风险最小化原则，通过核函数映射到高维空间解决非线性问题，SVR小样本学习和泛化能力强、可避免过拟合，但受核函数等参数影响大，处理大规模数据计算复杂。决策树与集成学习方法中，决策树可读性强，集成学习如随机森林通过多棵树平均降方差，GBDT迭代构建树减少残差，预测精度高，能处理非线性数据，对异常值不敏感且可排序特征重要性^[2]。深度学习通过深层神经网络提取多层次抽象特征，LSTM和GRU改进RNN解决长序列梯度问题，适合时间序列负荷预测，CNN擅长提取局部空间特征，常与LSTM结合处理含图像输入的预测，GAN和注意力机制也被引入提升性能，但深度学习需海量数据，计算成本高且解释性弱。

（三）混合预测方法

混合预测方法结合多种方法克服单一模型局限，提高预测精度和稳定性。分解-集成预测模型先通过WD、

EMD、VMD等分解方法将负荷序列分为不同频率子序列，再选合适模型预测各子序列后集成，可降低序列复杂度和非平稳性。模型组合预测模型通过简单平均、加权平均（权重由最小二乘法等确定）、Stacking集成等策略组合多个单一模型输出，综合不同模型能力，降低预测风险。优化算法改进模型利用GA、PSO等智能优化算法优化神经网络、SVM、LSTM等模型的关键参数（初始权重、惩罚因子等）及分解-集成模型子模型权重，寻找最优配置提升性能。

二、不同时间尺度的负荷预测

（一）短期负荷预测

短期负荷预测通常指预测未来1小时至1周的负荷，其预测结果是制定日前发电计划、实时调度和安全校核的重要依据。影响短期负荷的主要因素包括历史负荷数据、气象因素（温度、湿度、风速、降雨量、光照等）、日期类型（工作日、周末、节假日）、用户行为等。

预测方法选择：由于短期负荷具有较强的波动性和随机性，但仍一定程度上依赖于近期历史数据和实时气象数据，人工智能方法和混合预测方法表现出较大优势^[9]。LSTM、GRU等深度学习模型因其能有效捕捉时间序列的长期依赖关系，成为短期负荷预测的主流方法。结合小波分解、VMD等分解技术的混合模型（如VMD-LSTM、CEEMDAN-GRU）能够进一步处理负荷序列的非平稳性，提高预测精度。对于超短期（如未来15分钟-1小时）负荷预测，还需考虑实时量测数据的更新。

应用特点：要求预测精度高、更新速度快，以适应电力市场环境下的实时调度需求。通常需要滚动预测，根据最新的实际负荷和气象数据不断修正预测结果。

（二）中期负荷预测

中期负荷预测一般指预测未来1周至1年的负荷，主要用于制定月度、季度发电计划、机组检修计划、燃料采购计划以及评估系统备用容量。其影响因素除了历史负荷和气象趋势外，还包括经济发展指标、行业生产计划、能源政策等。

预测方法选择：中期负荷预测对历史数据的依赖性较强，且负荷变化相对短期更为平稳，但仍存在季节性波动。传统的时间序列方法（如ARIMA、holt-winters）和回归分析法（考虑经济、气象等因素的多元回归）仍有应用。同时，考虑到中期负荷的非线性增长趋势，SVM、随机森林、GBDT等机器学习方法以及一些简化的深度学习模型也开始得到应用。有时也会结合因果分析

法，将经济指标（如GDP增长率、工业产值）作为输入特征。

应用特点：预测周期相对较长，对预测精度的要求略低于短期预测，但要求预测结果具有较好的趋势性和稳定性，为中期规划和调度决策提供宏观指导。

（三）长期负荷预测

长期负荷预测通常指预测未来1年以上至数十年的负荷，主要用于电力系统规划，包括电源规划、电网规划、变电站选址与扩容等^[4]。其影响因素主要包括宏观经济发展战略、人口增长、城市化水平、能源结构调整、国家产业政策、新技术应用（如电动汽车普及、智能家居发展）等。

预测方法选择：长期负荷预测更多依赖于宏观因素分析，常用的方法包括回归分析法（如与GDP、人口等建立回归模型）、弹性系数法、人均用电量法、产值单耗法以及场景分析法等。由于影响因素复杂且不确定性大，预测结果通常是一个区间范围或多种情景下的预测值。近年来，一些基于大数据的机器学习方法也开始尝试应用于长期负荷趋势预测，但传统的经济数学模型仍占据主导地位。

应用特点：预测时间跨度大，影响因素多且不确定性高，预测精度相对较低，但对电力系统的长远发展规划具有战略指导意义。

三、负荷预测在电力系统调度中的应用

（一）日前调度计划制定

日前调度计划是电力系统调度的基础，通常需要根据次日24小时（或96个15分钟时段）的负荷预测结果来制定。精确的日前负荷预测能够帮助调度中心合理安排各发电机组的启停计划和出力曲线，以满足负荷需求。基于负荷预测，调度部门可以进行初步的机组组合（UC）决策，确定哪些机组在次日投入运行，哪些机组备用或停机，同时考虑机组的最小启停时间、出力上下限、爬坡速率、燃料成本等约束条件。负荷预测的准确性直接影响机组组合的经济性，过高的预测会导致不必要的机组启动，增加发电成本；过低的预测则可能导致供电不足，影响电网安全。此外，日前负荷预测也是日前市场出清、确定交易价格和交易量的重要依据，为市场参与者提供决策参考。

（二）实时调度与安全稳定控制

实时调度需要根据超短期负荷预测（未来几分钟至几小时）结果，对日内发电计划进行动态调整，以应对

实际负荷与预测值之间的偏差以及各类突发情况（如机组故障、线路跳闸、新能源出力波动）。超短期负荷预测的精度直接关系到实时调度的响应速度和控制效果。调度中心通过将实时负荷测量值与超短期预测值进行比较，计算预测误差，并据此调整在线机组的出力，优化AGC（自动发电控制）机组的分配，维持系统频率稳定和联络线功率控制在允许范围内。同时，准确的实时负荷预测有助于提前发现潜在的电网安全隐患，如线路过负荷、电压越限等，从而及时采取预防性控制措施（如调整机组出力、投切无功补偿设备），确保电力系统的安全稳定运行。

（三）机组组合与经济调度

机组组合（UC）问题是在满足系统负荷需求和各种运行约束的前提下，确定在计划周期内各机组的启停状态，以最小化总发电成本。负荷预测是UC问题的核心输入数据，其准确性直接决定了UC模型的优化结果。经济调度（ED）则是在机组组合确定后，进一步优化各运行机组的出力分配，使总发电成本最低或网损最小^[5]。无论是UC还是ED，都需要以精确的负荷预测为基础。若负荷预测值偏高，可能导致过多机组被启动，造成资源浪费和成本增加；若预测值偏低，则可能无法满足实际负荷需求，甚至引发供电危机。先进的负荷预测方法能够为UC和ED模型提供更可靠的负荷数据，从而优化机组出力，降低发电煤耗和污染物排放，提高电力系统运行的经济性。

（四）新能源消纳与调度优化

随着风能、太阳能等新能源发电量在电网中占比的不断提高，其出力的间歇性和波动性对电力系统调度带来了巨大挑战。负荷预测与新能源出力预测相结合，是实现新能源高效消纳的关键。通过准确预测负荷和新能源出力，调度中心可以制定更合理的日前和日内调度计划，优化常规机组与新能源电站的出力协调。例如，在新能源大发时段，可适当降低火电机组出力，甚至停机备用，以提高新能源上网电量；在新能源出力骤降时，能够及时启动备用机组或调用可调节负荷资源，弥补出力缺口。此外，负荷预测还可以辅助判断电网接纳新能源的能力，为新能源场站的功率预测提供参考，从而减少弃风弃光现象，促进能源结构转型。

（五）需求响应与用户侧资源调度

在智能电网和电力市场环境，用户侧资源（如可

调节负荷、储能设备、电动汽车）参与电网调度成为可能，需求响应（DR）机制应运而生。负荷预测是实施需求响应的基础，通过预测用户的用电行为和负荷曲线，调度中心可以制定针对性的需求响应策略，引导用户在电价低谷时段增加用电、在电价高峰或电网紧张时段减少用电或转移用电负荷。例如，对工业大用户实施可中断负荷管理，对居民用户推送实时电价信息引导其错峰用电。准确的负荷预测能够帮助调度中心评估需求响应潜力，优化需求响应资源的调度，从而平抑负荷峰谷差，提高电网设备利用率，降低系统运行成本，并增强电网对新能源的接纳能力。

结语

电力系统负荷预测作为电力系统调度与规划的关键环节，其研究与发展对提高电网运行效率、保障供电安全具有重要意义。随着人工智能技术的不断进步，负荷预测方法正朝着更加智能化、精细化的方向发展。然而，在实际应用中，仍面临诸多挑战。例如，如何在数据质量参差不齐的情况下保证预测精度，如何平衡模型复杂度与计算成本，以及如何提升深度学习模型的可解释性以满足工程需求等。此外，新能源大规模接入和用户侧资源的多样化进一步增加了负荷特性的复杂性，这对传统预测方法提出了更高要求。未来的研究应重点关注多源异构数据的融合处理、新型智能算法的开发以及预测模型在不同场景下的适应性优化，为电力系统的高效运行和可持续发展提供更有力的技术支撑。

参考文献

- [1] 赵拼, 冷程浩, 李云. 电力系统负荷预测中大数据技术的应用研究[J]. 电力系统装备, 2021(17): 2.
- [2] 倪威中, 何俊, 熊凤龙. 新型电力系统形势下基于负荷特性的负荷预测研究[J]. 电工技术, 2022(18): 140-144.
- [3] 张智旺. 遗传算法优化的BP网络在电力系统负荷预测中的应用[J]. 电子世界, 2021, 000(017): 168-169.
- [4] 端木凡曦, 王聪, 胡晶. 大数据技术在电力系统负荷预测中的应用进展[J]. 安阳工学院学报, 2021. DOI: 10.19329/j.cnki.1673-2928.2021.02.007.
- [5] 汪建威. 大数据技术在电力系统负荷预测中的应用进展[J]. 电力系统装备, 2021(9): 2.