

基于人工智能技术的智能电网负荷预测与调度优化研究

张云

国网昆山市供电公司

DOI: 10.12238/ems.v7i3.12309

[摘要] 本文研究了基于人工智能技术的智能电网负荷预测与调度优化方法, 针对负荷波动和可再生能源不确定性, 构建了长短期记忆网络(LSTM)预测模型, 并结合鲁棒优化、随机优化和智能优化策略, 全面提升电网运行效率和可靠性。仿真实验验证了所提方法在预测精度、经济性和环保性方面的显著优势, 为智能电网建设提供了理论依据与技术支持。

[关键词] 智能电网; 负荷预测; 调度优化; 人工智能

1 研究背景

随着全球能源转型的加速和低碳发展目标的确立, 智能电网成为推动能源系统转型的重要手段。智能电网不仅要满足日益增长的电力需求, 还需应对来自可再生能源发电的波动性和不确定性。负荷预测作为电网规划与运行的基础环节, 对确保电网的供需平衡至关重要。准确的负荷预测有助于电网运营者制定合理的调度计划, 降低电力浪费和运行成本。然而, 传统的负荷预测方法多基于时间序列分析和统计模型, 无法充分利用电网中海量的实时数据, 预测精度有限。与此同时, 智能电网的调度优化需要处理多目标、多约束的复杂问题, 包括成本、能耗、环境友好性和供电可靠性等。在此背景下, 人工智能技术以其强大的数据处理和建模能力, 为解决智能电网中的负荷预测和调度优化问题提供了新的突破口。研究如何将人工智能技术与智能电网深度融合, 提升负荷预测的准确性和调度优化的效率, 已成为电力领域的重要课题。

2 负荷预测与调度优化在智能电网中的关键作用

负荷预测与调度优化是智能电网高效运行的核心任务, 直接影响电力系统的安全性、经济性和可持续性。在负荷预测方面, 通过准确预测未来时段的电力需求, 可以帮助电网运营者优化电力分配、降低峰谷差, 并为可再生能源的接入提供支撑。同时, 负荷预测还能对电网中的电动汽车充电、储能设备调度提供指导, 减少因负荷波动带来的供需失衡风险。传统方法如ARIMA模型、神经网络等尽管在特定场景下表现出一定效果, 但对于处理大规模、多变量、非线性数据的能力仍显不足。人工智能技术(如深度学习、强化学习)通过构建复杂的数据驱动模型, 可以捕捉电力负荷变化中的潜在规律, 大幅提升预测精度。在调度优化方面, 智能电网需综合考虑能源成本、设备寿命、环境影响等多重因素, 实时调整发电与负荷之间的动态平衡。调度优化的目标不仅是降低运营成本, 还包括减少碳排放、提升供电可靠性等。基于人工智能的调度优化方法, 如遗传算法、粒子群优化和强化学习, 可以在多目标、多约束条件下快速寻优, 为电网运行提供高效的解决方案。这种基于负荷预测与调度优化的智能化管理模式, 是未来智能电网实现绿色高效发展的重要支撑。

3 基于人工智能技术的智能电网负荷预测模型构建

3.1 数据采集与预处理

数据采集是智能电网负荷预测模型构建的基础。通过智能电表、传感器等设备, 可实时采集电压、电流、功率和频率等多维度数据。同时, 还需收集外部影响因素, 如天气条件、经济指标和节假日等。由于原始数据常包含噪声、异常值或缺失值, 数据清洗是必不可少的环节。清洗过程中, 可利用中位数滤波和Kalman滤波剔除异常值, 采用插值方法填补缺失值。此外, 归一化处理(如Min-Max或Z-score归一化)将不同量纲的数据映射到统一范围, 便于模型处理。为提升预测性能, 还需进行特征提取, 分析负荷数据的周期性、趋势性和随机性, 可采用小波变换、经验模态分解等方法挖掘关键特征。数据的时间粒度(如小时或分钟)和空间粒度(如变电站或用户级别)需根据建模目标合理选择, 同时注意数据隐私保护, 确保安全性和可靠性。经过预处理后的数据以时间序列形式表示, 为模型训练提供高质量输入。

3.2 模型选择与训练

负荷预测模型的选择是构建过程的核心。常用人工智能模型包括支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和长短期记忆

网络(LSTM)。SVM在小样本和非线性场景中具有较强的泛化能力; RF擅长处理高维特征和非线性关系; LSTM则因其门控机制和记忆单元, 可捕捉负荷数据中的长期依赖关系, 是时间序列预测的理想选择。选定模型后, 通过网格搜索或贝叶斯优化等方法调优超参数(如学习率、隐藏层数等), 并结合早停策略和正则化方法防止过拟合。在训练阶段, 可利用交叉验证评估模型的泛化性能, 采用增强数据集的方法提高模型的鲁棒性。同时, 为降低计算开销, 可对模型进行量化、剪枝或压缩处理, 提升模型的部署效率。在LSTM模型中, 基于负荷数据的非线性映射关系构建时间序列函数, 通过反向传播算法更新权重, 最终得到最优模型。

3.3 模型评估与优化

评估与优化是确保预测模型实用价值的重要环节。评估指标通常包括均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)。这些指标全面衡量模型的预测精度和稳定性。例如, RMSE对误差的平方敏感, 适合反映大误差对整体性能的影响。在评估过程中, 还需结合学习曲线分析模型的过拟合或欠拟合情况, 通过残差分析诊断模型不足。基于评估结果, 可优化特征选择、模型结构和超参数设置。特征选择可结合领域知识与自动特征工程工具, 挖掘更具预测价值的变量; 模型结构优化可探索更复杂的网络架构; 超参数设置则通过随机搜索或贝叶斯优化提高模型性能。此外, 可引入集成学习(如Boosting或Bagging), 通过融合多个基础模型提升整体预测能力。最终, 通过持续迭代和动态更新, 建立具有高精度、高鲁棒性的负荷预测模型, 为智能电网调度优化奠定数据基础。

4 优化调度策略探讨

优化调度策略是实现智能电网安全、经济、高效运行的核心。传统的电网调度多采用确定性优化方法, 如线性规划和混合整数规划, 但这些方法在处理可再生能源波动性和负荷预测误差时表现出明显不足。为了应对智能电网中多元化和复杂化的调度需求, 需引入更为先进的鲁棒优化、随机优化和智能优化策略, 提升电网的动态适应能力和全局最优性。

鲁棒优化主要针对电网调度中不确定性问题, 通过引入不确定集合描述预测误差或新能源出力波动的范围。鲁棒优化的目标是在最坏情况下确保调度方案的可行性和最优性。例如, 当风电出力低于预测值时, 鲁棒优化可通过调整火电、水电出力, 确保系统供需平衡, 避免电力短缺。此外, 鲁棒优化通过对偶理论和分解算法, 将复杂问题分解为易于求解的子问题, 适合实时调度和风险管理场景。

随机优化则通过概率分布函数描述电网中负荷和新能源出力的不确定性, 利用情景生成技术模拟不同运行条件下的可能场景。随机优化的优点在于能够同时考虑多种可能性, 找到期望意义下的最优调度策略。以新能源为主的电网中, 随机优化可动态分配不同电源的出力比例, 在提升可再生能源消纳率的同时, 减少化石能源的消耗和碳排放。

智能优化结合启发式算法和人工智能技术, 适用于处理非线性、多目标优化问题。遗传算法、粒子群优化等方法可通过全局搜索快速找到接近最优解的调度方案; 强化学习则利用智能体与环境的交互, 不断更新策略以适应动态变化的电网运行条件。例如, 通过强化学习调度算法, 系统可在负荷高峰期优先调度低成本电源, 在负荷低谷时优化储能设备的充放电, 进一步降低运行成本。

此外, 调度策略需综合考虑系统的多重目标, 包括经济性、安全性和环保性。经济目标旨在降低发电和输电成本; 安全目标则要求在极端条件下保障电力供应; 环保目标关注减少碳排放, 推动能源转型。实验表明, 结合鲁棒优化、随机优化和智能优化的调度策略, 可在降低运行成本的同时提高供电可靠性和环保效益。

5 实证分析

为验证基于人工智能技术的负荷预测和调度优化方法的有效性, 设计了全面的仿真实验。实验数据选自上海松江某镇电网的两年历史数据, 时间粒度为 1 小时, 包括负荷曲线数据和外部影响因素如气象数据 (温度、湿度、风速等)。在数据预处理中, 采用中位数滤波清除异常值, 并用 Min-Max 归一化处理不同尺度数据, 确保数据的一致性和稳定性。

5.1 负荷预测性能评估

为评估负荷预测性能, 选取长短期记忆网络 (LSTM)、支持向量机 (SVM) 和随机森林 (RF) 模型, 并基于 RMSE (均方根误差)、MAE (平均绝对误差) 和 MAPE (平均绝对百分比误差) 进行对比分析。优化调度部分, 构建鲁棒优化、随机优化和智能优化模型, 结合电网的拓扑结构和约束条件, 通过模拟不同的新能源渗透率和负荷预测误差, 比较调度策略在经济性、安全性和环保性方面的表现。

实验方案中还包括敏感性分析和参数优化。例如, 通过调整油气比对调度方案的适应性进行测试, 并利用 GPU 加速实现算法优化, 确保实验结果的实时性和可靠性。仿真实验的核心目标是验证基于人工智能的预测和调度方法在提高电网运行效率与稳定性方面的优势。

5.2 计算

在上述实验设计中, 加入以下具体计算步骤和结果分析:

5.2.1 数据处理与计算

(1) 异常值处理

(2) 利用中位数滤波处理异常值:

$x_{filtered}(t) = \text{median}(x(t-n), x(t-n+1))$ 其中,

n 为窗口大小, 设定为 3。

(3) 数据归一化

采用 Min-Max 归一化公式:

$$x_{normalized} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

对两年数据归一化后用于模型训练与测试。

5.2.2 负荷预测模型计算

(1) 模型训练与预测

1) LSTM 模型:

输入: 历史负荷数据 (前 24 小时), 气象数据 (温度、湿度、风速)。

输出: 未来 24 小时的负荷预测。

超参数: 学习率 $\eta=0.001$, $\epsilon=0.001$, 隐藏层单元数 $h=128$, $h=128$, 训练轮次 100。

损失函数计算:

$$Loss_{LSTM} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

2) 支持向量机 (SVM):

核函数: 径向基函数 (RBF)。

参数优化: 通过网格搜索确定 C 和 γ 。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$$

3) 随机森林 (RF):

• 树的数量: 100; 最大深度: 10。

• 用 OOB (袋外误差) 评估模型性能。

结果对比表:

模型	RMSE (kW)	MAE (kW)	MAPE (%)
LSTM	13.2	10.5	3.8
SVM	17.4	12.1	5.2
RF	15.6	11.4	4.6

5.2.3 调度优化计算

调度优化的目标包括经济性和安全性两方面。在经济性优化中, 通过最小化运行成本, 优化发电功率和储能功率的输出, 从而降低整体运行成本。在安全性优化中, 通过最小化线路负载率偏差, 确保电网运行的稳定性和安全性。此外, 鲁棒优化和随机优化方法用于应对负荷预测误差的影响, 例如利用 Monte Carlo 方法模拟 1000 次不同负荷场景, 评估调度方案的鲁棒性, 并通过智能优化算法 (如遗传算法) 进行参数调整, 优化精度可达到 $\epsilon < 0.1\% \epsilon < 0.1\%$ 。新能源渗透率的提升进一步影响调度效果, 通过模拟渗透率从 10% 提升至 50% 的不同场景发现, 渗透率 10% 时运行成本降低 5%, 而渗透率 50% 时运行成本降低 20%, 但负荷率波动增加 8%, 表明需在经济性和安全性之间进行权衡。

5.3 实验结果与分析

仿真结果表明, 基于 LSTM 的负荷预测模型在各项评估指标上均优于 SVM 和 RF, 展示了其对非线性和长期依赖关系的优越捕捉能力。预测结果见表 1:

表 1 LSTM 的负荷预测模型在各项评估指标

模型	RMSE	MAE	MAPE
LSTM	0.132	0.098	1.57%
SVM	0.187	0.143	2.32%
RF	0.162	0.127	2.05%

优化调度实验结果显示, 鲁棒优化和随机优化在面对新能源不确定性时表现出更优的经济性和安全性。智能优化策略则凭借其全局搜索能力和快速收敛特性, 在大规模非线性问题中效果显著。具体对比结果见表 2:

表 2 鲁棒优化和随机优化

策略	运行成本 (万元)	可靠性 (%)	环境排放 (吨)
鲁棒优化	152.3	99.92	932.7
随机优化	158.6	99.87	957.2
智能优化	163.5	99.85	978.4
确定性优化	175.8	99.76	1023.6

分析结果表明:

(1) LSTM 在负荷预测中具有显著的精度优势, 为调度提供了可靠基础;

(2) 鲁棒优化适合对不确定性影响较大的场景, 可有效平衡经济性与安全性;

(3) 智能优化在动态变化条件下表现出色, 适应复杂工况, 展现广阔应用潜力。

通过上述分析可见, 结合人工智能技术的负荷预测和调度优化方法能够大幅提升智能电网运行效率, 为未来电力系统的稳定、高效发展提供重要支持。

6 结束语

本文研究了基于人工智能技术的负荷预测与调度优化方法, 在负荷预测环节, LSTM 模型展现了卓越的非线性处理和长期依赖捕捉能力, 为电网调度提供了高精度基础数据。在优化调度环节, 鲁棒优化和智能优化策略有效应对新能源波动性和负荷不确定性, 显著提高了电网运行的经济性和可靠性。仿真实验结果表明, 基于人工智能的技术路线能够适应多变的电网条件, 并在降低运行成本与碳排放方面表现出色。未来工作可进一步拓展模型的自适应学习和实时部署能力, 以应对更复杂的电力系统需求。本研究为智能电网的可持续发展提供了重要参考。

[参考文献]

- [1] 林铭旭. 基于大数据分析的电网负荷预测与优化调度系统设计[J]. 电气技术与经济, 2024, (12): 210-212.
- [2] 张超, 邱晓勇. 基于模拟退火算法的智能电网调度决策方法研究[J]. 电气技术与经济, 2024, (10): 60-62.
- [3] 王申树. 电力调度中的智能控制技术分析[J]. 集成电路应用, 2024, 41 (10): 262-263.
- [4] 王向前, 王刚. 智能电网调度运行的关键技术探究[J]. 电工技术, 2024, (S1): 25-27. DOI: 10.19768/j.cnki.dgjs.2024.25.010.