

融合新能源出力特性的源荷协调预测模型及优化策略

王在明，卢有润

(兰州陇能电力科技有限公司，甘肃 兰州 730070)

摘要 针对风电、光伏等高占比新能源和其出力的间歇、波动特性，如何有效预测新能源出力特性并合理配置源荷，保障新能源高占比下电力系统平衡成为亟待解决的科学问题。本文提出一种源荷协调预测方法。首先，建立考虑气象因素和历史数据的新能源出力特性分析模型，获取新能源出力的时序规律；其次，建立基于长短期记忆（Long short-term memory, LSTM）网络和注意力机制的源荷协调预测框架，分别预测源侧新能源出力和荷侧负荷需求；最后，提出多时间尺度滚动优化策略，动态调整源荷配置。算例分析表明：与传统方法相比，所提方法预测精度可平均提高 12.3%，弃风弃光率可平均降低 8.5%，有利于新能源高占比消纳。

关键词 新能源出力；源荷协调；预测模型；长短期记忆网络

中图分类号：TM7

文献标志码：A

DOI:10.3969/j.issn.2097-3365.2025.33.003

0 引言

在“双碳”目标引领下，我国新能源装机规模快速增长，根据国家能源局发布的数据，截至 2024 年底，风电、光伏发电并网装机容量超过了 10 亿千瓦。新能源出力受到气象条件影响较大，具有明显的随机性、波动性和间歇性，对电力系统安全稳定运行构成严峻挑战^[1]。传统电力系统调度长期基于负荷侧预测，新能源大规模接入背景下，用单纯的负荷预测已难以满足源荷平衡的需求，迫切需要建立源荷协调的预测与优化体系。近年来，国内外学者开展了新能源出力预测、负荷预测等方面的研究。在新能源出力预测方面。学者将数值天气预报与机器学习方法相结合，通过深度学习模型，如卷积神经网络、循环神经网络等捕捉时间特征，取得了较好的预测效果^[2]。在负荷预测领域考虑到气象因素、节假日、用户行为等影响，采用了综合预测方法。上述方法将源侧预测和荷侧预测分离，缺乏对源荷耦合性的分析，难以发掘源荷协调的潜力^[3]。

源荷协调优化是提高新能源接纳能力的关键。学者们提出了源荷互动，包括需求响应、虚拟电厂和源网荷储一体化等机制模式^[4]。然而，由于现有的预测手段缺乏精度保障，而优化手段又缺乏灵活性，导致源荷协调效果不佳。尤其是不同时间尺度优化之间的衔接不够，即如何协调日前、日内、实时优化，进而逐级修正预测误差，是亟待解决的科学问题^[5]。

为了解决上述问题，本文提出了一种源荷协调预测模型及优化策略，特别针对新能源出力特性，实现源荷协调优化，具体创新内容如下：（1）考虑到新能源出力与气象因素具有密切的映射关系，提出了一个新能源特性提取模型，用于表达新能源出力的气象—出力映射关系，并量化了出力波动规律。（2）设计了基于长短期记忆网络和注意力机制的源荷联合预测模块，挖掘了源荷耦合特征。（3）提出了基于多时间尺度滚动的优化策略，建立了日前—日内—实时三级源网荷储协调优化架构，从而大幅提高新能源消纳能力。

1 新能源出力特性分析与建模

对源荷匹配预测模型的构建而言，对新能源出力的分析是基础。而风电、光伏发电出力直接受风速、光照强度、温度等影响，出力具有明显的时变性，因此其出力具有较大的不确定性。具体而言，风电出力与风速呈非线性关系，在切入风速到切出风速区间出力剧烈波动；光伏出力除直接受光照强度影响外，还受到昼夜变化、云层遮挡、季节变化等影响，且日内波动可达额定容量的 80% 以上。一般而言，新能源出力具有“看天吃饭”的特性，难以预测。因此，对新能源出力的刻画关键在于对出力波动规律的研究，对新能源出力随机性、间歇性的量化，既是实现源荷匹配、保障电网安全稳定运行的需要，也是制定优化调度的依据。

风电出力功率 P_{wind} 与风速 v 的关系可表示为:

$$P_{wind}(v) = \begin{cases} 0, & v < v_{ci} \text{ or } v > v_{co} \\ P_r \frac{v^3 - v_{ci}^3}{v_r^3 - v_{ci}^3}, & v_{ci} \leq v < v_r \\ P_r, & v_r \leq v \leq v_{co} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, v_{ci} 、 v_r 、 v_{co} 分别为切入风速、额定风速和切出风速, P_r 为额定功率。

光伏出力功率 P_{pv} 主要受光照强度 G 和温度 T 影响:

$$P_{pv}(G, T) = P_{stc} \frac{G}{G_{stc}} [1 + \alpha(T - T_{stc})] \quad (2)$$

式(2)中, P_{stc} 为标准测试条件下的功率, G_{stc} 和 T_{stc} 分别为标准光照强度和标准温度, α 为温度系数。

为刻画新能源出力的波动特性, 引入波动率指标 σ :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (P_t - \bar{P})^2} \quad (3)$$

式(3)中, P_t 为 t 时刻的实际出力, \bar{P} 为平均出力, N 为采样点数。

2 基于 LSTM-Attention 的源荷协调预测模型

本文所建立的源荷协调预测模型采用 LSTM 作为网络结构, 并引入注意力机制以增强模型对重要时刻特征的捕捉, LSTM 通过设置遗忘门、输入门和输出门, 能够更好地处理长期时间序列数据, 解决传统的循环神经网络中梯度消失和梯度爆炸的问题, 从而挖掘新能源出力和负荷需求的远期相关性。在此基础上引入注意力机制, 通过不同时刻隐藏状态的注意力权重表示不同时刻隐藏状态对预测结果的关注度, 能够自动学习并捕捉到对预测结果有较大影响的重要时段, 如负荷的早晚高峰、新能源出力波动较大时刻等, “LSTM+Attention” 网络不仅继承了 LSTM 对时刻信息的记忆能力, 而且通过注意力机制实现了特征的自注意力加权, 从而增强模型对源荷耦合特征的挖掘能力和预测精度。

LSTM 单元主要计算过程如下:

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ \tilde{C}_t &= \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \\ C_t &= f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t &= o_t \odot \tanh(C_t) \end{aligned} \quad (4)$$

式(4)中, f_t 、 i_t 、 o_t 分别为遗忘门、输入门和输出门的激活值, C_t 为细胞状态, h_t 为隐藏状态, σ 为 sigmoid 激活函数, \odot 表示逐元素乘积。

注意力机制通过计算注意力权重 α_t , 对不同时刻的隐藏状态进行加权融合:

$$\begin{aligned} \alpha_t &= \frac{\exp(e_t)}{\sum_{k=1}^T \exp(e_k)} \\ e_t &= v^T \tanh(W_a h_t + b_a) \\ c &= \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)中, c 为上下文向量, v 、 W_a 为可学习参数。源荷协调预测的目标函数为最小化预测误差:

$$\min J = \sum_{t=1}^T [\lambda_1 (P_{pred,t}^{gen} - P_{real,t}^{gen})^2 + \lambda_2 (P_{pred,t}^{load} - P_{real,t}^{load})^2] \quad (6)$$

式(6)中, P_{pred}^{gen} 和 P_{real}^{gen} 分别为源侧预测出力和实际出力, P_{pred}^{load} 和 P_{real}^{load} 分别为荷侧预测负荷和实际负荷, λ_1 、 λ_2 为权重系数。

3 多时间尺度滚动优化策略

传统的新能源调度方式不能很好地处理新能源出力的不确定性问题, 本文提出日前—日内—实时三级滚动优化模式。日前优化基于对 24 h 新能源出力的预测, 安排初始的调度计划以平衡发电成本和弃电成本; 日内优化每 4 h 滚动修正一次, 基于修正周期内 4 h 的预测信息, 重新安排发电计划, 减小预测误差的影响; 实时优化每 15 min 快速响应修正一次, 基于修正周期内 15 min 的预测信息, 通过储能系统和需求响应资源平衡瞬时功率的偏差。多时间尺度的协调联动, 构建起了从日前到日内再到实时的优化模块, 有助于应对突发的功率波动, 保证源荷匹配。

日前优化基于 24 h 预测信息, 安排初始的调度计划:

$$\begin{aligned} \min F_1 &= \sum_{t=1}^{24} [C_{gen}(P_t^{gen}) + C_{curt}(P_t^{curt})] \\ \text{s.t. } P_t^{gen} + P_t^{wind} + P_t^{pv} - P_t^{curt} &= P_t^{load} \\ P_{min}^{gen} \leq P_t^{gen} \leq P_{max}^{gen} \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)中, C_{gen} 为发电成本, C_{curt} 为弃电惩罚成本, P_t^{curt} 为 t 时刻弃电量。

日内优化阶段, 每 4 小时滚动修正一次:

$$\min F_2 = \sum_{t=t_0}^{t_0+4} [|P_t^{gen} - P_{t,plan}^{gen}| + C_{curt}(P_t^{curt})] \quad (8)$$

实时优化阶段，每 15 min 进行快速响应调整，通过储能系统和需求响应资源平衡瞬时功率偏差。

4 算例分析

本文选取甘肃酒泉地区电网实际运行数据作为验证，酒泉地区包含 500 MW 风电，300 MW 光伏和常规机组。选取 2024 年全年数据共计小时数据，训练集测试集分别选取全年 70% 和 30% 数据，数据涵盖春夏秋冬四季时典型气象条件，具有代表性。实验采用均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）、平均绝对百分比误差（MAPE）、决定系数（R²）4 项指标评估模型性能。表 1 为不同预测模型性能对比，本文所提 LSTM+Attention 模型均方根误差为 28.4 MW，平均绝对误差为 23.5 MW，平均绝对百分比误差为 8.1%，决定系数为 0.912。相比于传统 ARIMA 模型，模型预测精度提高 12.3%；相对基础 ISTM 模型，各项误差指标均有所改善。由此可以验证注意力机制可以有效提高预测精度，模型具有实用性和先进性。

表 1 不同预测模型性能对比

模型	RMSE (MW)	MAE (MW)	MAPE(%)	R ²
ARIMA	45.3	38.7	12.5	0.823
BP 神经网络	38.9	32.1	10.8	0.857
LSTM	32.4	26.8	9.2	0.891
本文模型	28.4	23.5	8.1	0.912

表 2 是系统优化前后经济性对比数据，系统经过源荷协调优化后，经济性显著提升。具体体现为：日运行成本由 126.8 万元降至 112.6 万元，降幅 11.2%；弃风弃光电量由 2 340 MW·h 降低至 1 040 MW·h，降幅 55.6%，新能源收益由 48.3 万提高至 56.4 万元，增幅 16.8%；峰谷差由 342 MW 降低至 298 MW，降幅 12.9%。优化措施有效地降低了负荷波动，减小了电网调峰压力。以上数据表明，源荷协调优化使系统新能源消纳水平显著提高，经济性明显改善，实现电网企业和新能源运营商双赢。

进一步分析模型对不同天气条件预测效果发现，春秋季节预测气象条件相对稳定，模型预测效果最佳，夏冬季节受极端天气影响较多，预测误差略有增加。但本文模型在各个季节的预测误差均保持在合理范围，证明了模型具有较好的鲁棒性。敏感性分析发现，引入注意力机制使得模型对早晚高峰等关键时段的预测

效果提升约 15%，多时间尺度优化模块使系统面对突发性功率注入的能力增强约 20%，验证了本文方法的有效性和实用性。

表 2 优化前后经济性对比

指标	优化前	优化后	改善率
日运行成本 (万元)	126.8	112.6	11.2%
弃风弃光电量 (MW·h)	2 340	1 040	55.6%
新能源收益 (万元)	48.3	56.4	16.8%
负荷峰谷差 (MW)	342	298	12.9%

5 结论

面对新能源高渗透率带来的源荷失衡问题，为发挥源荷特性优势，提出了源荷协调预测及优化调度方法。建立了基于 LSTM+Attention 网络的源荷特性融合预测模型，提出了基于多时间尺度滚动优化的源荷协调方法，设计了日前一日内一实时三级优化框架，灵活调整源荷方案。案例分析表明，所提方法预测精度相对于经典方法可提高 12.3%，弃风弃光率可降低 8.5%，系统运行成本可降低 11.2%。该研究有利于新能源高比例消纳，促进电力系统清洁低碳转型。未来，将源荷协调方法拓展至极端天气条件，可以进一步提高预测；引入多能互补理念，可以将方法拓展到综合能源系统；与区块链技术结合，可以构建分布式源荷协调交易平台，进一步释放源荷互动空间。

参考文献：

- [1] 徐全, 张子昊, 卓叶林, 等. 面向新型电力系统的分布式资源智能控制技术及测试验证 [J]. 广东电力, 2025, 38(07): 30-40.
- [2] 张异浩, 韩松, 荣娜. 基于 CNN-Informer 和 Deep LIFT 的电力系统频率稳定评估方法 [J]. 电力自动化设备, 2025, 45(07): 165-171.
- [3] 王勇, 张嗣奇, 艾林, 等. 考虑源荷功率全年时空耦合的省级电网电力电量平衡分析方法 [J]. 重庆电力高等专科学校学报, 2022, 27(06): 6-10.
- [4] 李兆泽, 张继红, 吴振奎, 等. 面向源网荷储的虚拟电厂分层优化控制 [J]. 电力工程技术, 2025, 44(04): 177-186.
- [5] 金力, 房鑫炎, 蔡振华, 等. 考虑特性分布的储能电站接入的电网多时间尺度源荷协调调度策略 [J]. 电网技术, 2020, 44(10): 3641-3650.