多源可再生能源融合系统中的电气负荷预测模型及其优化路径研究

蔡剑　宁德兵 *
中广核云南新能源有限公司　云南 昆明 654200

摘　要：在“双碳”战略持续推进背景下，光伏、风电、生物质能等多种可再生能源深度融合于电力系统，促使系统负荷预测面临更高精度与更强适应性的挑战。本文以某实际光伏 + 风电融合微电网项目为研究基础，针对系统中电气负荷的非线性波动特征，构建融合 LSTM、SVM 与灰色预测模型的混合建模架构，并设计多时间尺度预测机制与自适应反馈校正路径。通过实测数据训练与仿真测试，结果显示该模型在多种运行场景下均表现出良好的泛化能力，短期预测平均误差控制在 ±5% 以内，优于常规单一模型，具备较高的工程可部署性与推广价值。研究成果可为分布式能源系统调度优化、储能控制策略制定以及能量管理系统建设提供可靠的数据支撑和理论依据。

关键词：多源可再生能源；电气负荷预测；光伏系统；融合微电网

引言

在多源并网、多负荷交互的新型电力系统结构中，负荷预测已成为保障系统运行稳定与调度智能化的关键支撑环节。尤其在光伏发电系统中，因受天气、辐照强度等因素影响，其出力波动大、不可控性强，传统基于单一算法的负荷预测模型在复杂场景下精度有限，难以满足源 – 荷 – 储协同调度的动态调节需求。在笔者实际工程工作中，多次面临预测滞后导致储能充放策略不合理、系统频繁调度调整等问题。

1 电气负荷预测在系统调度与运行中的关键作用

在以光伏为主的多源可再生能源系统中，源端出力的不确定性与负荷侧需求的波动性交织，使系统运行面临较大挑战。电气负荷预测作为调度与运行的基础，直接关系到供需平衡、储能调节与系统稳定性。[1] 实际工作中，负荷预测结果为源 – 荷 – 储的协调控制提供数据支撑，有助于提升储能控制策略的响应精度，优化备用容量配置，降低弃光风险，增强系统柔性。高精度预测不仅能改善调度效果，还能服务于能源管理系统的滚动优化与应急处置机制，提升智能化水平。

2 多源可再生能源融合系统架构分析

2.1 系统组成与能源类型

典型的多源可再生能源融合系统以可再生能源为主导，辅以常规能源和储能设施，构成“源—储—荷—管”一体化架构。在实际工程中，光伏和风电为最常见的主力能源，其出力具有间歇性和波动性；生物质能和天然气微型燃机等可调节能源则用于填补可再生出力不足时的调节缺口；储能系统（如锂电池、飞轮储能、液流电池）则承担能量搬运、削峰填谷与调频等功能；负荷侧包含居民负荷、工业负荷、公共设施等多类用能对象。[2] 此外，能量管理系统（EMS）、通信与控制平台、逆变器和变换器设备构成支撑平台，实现对多能源的监控、调度与数据采集。光伏在其中作为核心清洁能源，在并网与离网模式下均发挥关键作用，尤其在日照资源较充足区域，已成为系统出力的主要来源。

2.2 能源耦合机理与典型拓扑结构

多源融合系统内部的能源耦合通常基于电能主通道，同时可能涉及热、电、气多能联供。例如，生物质发电或燃气机组可同时输出热电，实现冷热负荷的协同响应；而储能系统可通过双向变换器实现与光伏、风电、负荷之间的实时能量流转。系统拓扑上，常见结构包括光伏 + 风电 + 储能并网微电网、光伏 + 生物质能 + 天然气冷热电三联供系统、或集中式风光储并网电站等。[3] 其核心特征是能量路径多、功率流动态强、控制策略复杂，决定了系统运行对预测精度的高度敏感。实际项目中，为实现模块化建设与灵活扩展，系统通常采用分布式总线结构，通过多控制器并行协同控制方式提升整体可靠性与运行效率。

2.3 电气负荷特性在融合系统中的动态变化特征

相比传统单一能源供电系统，多源融合系统的电气负荷呈现更强的动态不确定性和非线性响应特征。一方面，负荷随时间具有明显的周期性与季节性，如工业负荷早晚波峰明显、居民负荷受空调采暖影响季节差异显著；另一方面，负荷与天气、光照、风速、社会活动等因素耦合程度较高，造成负荷曲线波动频繁，短时变化剧烈。在融合系统中，部分可调负荷（如电动汽车、可中断负载）还具有响应性和迁移性，加剧了负荷预测的复杂度。此外，由于系统具备多种运行模式（并网、孤岛、切换状态等），不同运行状态下负荷特性表现差异明显，对预测模型提出了多场景建模与快速响应的技术要求。[4]

2.4 负荷预测对系统运行优化的影响路径

在多源融合系统中，电气负荷预测不仅为调度策略提供先验信息，更是支撑源 – 荷 – 储多元要素协调运行的关键变量。高精度负荷预测能够有效指导储能系统的充放策略，提升能源利用效率，避免过度备用或电量溢出。同时，预测结果还可作为输入参数参与能量管理系统的滚动优化算法，推动实现最小运行成本、最低碳排放或最高可再生能量占比等目标。在实际运行中，预测值与实时负荷偏差还可用于构建反馈校正机制，提升系统鲁棒性。特别是在孤岛运行模式或大功率波动事件发生时，精确的负荷预测可提前触发调节预案，保障系统电压、频率等关键指标维持在安全区间。

3 电气负荷预测模型构建与对比分析

3.1 预测建模的理论基础与关键参数

电气负荷预测本质上属于典型的时间序列建模问题，其目标是基于历史数据与外部变量预测未来负荷值。主流方法可分为传统统计模型（如 ARIMA、灰色预测）和基于人工智能的机器学习模型（如 BP 神经网络、SVM、LSTM）。前者适合规律性强、变化稳定的系统，后者适用于融合系统中负荷与多因素交织的复杂非线性场景,具备更强的泛化能力。

在建模过程中，输入变量对模型性能影响较大。常用输入包括历史负荷、光照强度、气温、湿度、风速等，时间粒度一般选用 15 分钟或 1 小时。模型预测可以通过回归公式表示：

$$L(t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{n} \alpha_i L(t-i) + \sum_{j=1}^{m} \beta_j X_j(t) + \epsilon(t) \quad (1)$$

其中，L(t) 为时间 t 时刻的电气负荷预测值，α_0 为偏置项，L(t–i) 为历史负荷值（如前 72 小时），α_i 为与历史负荷相关的回归系数，$X_j(t)$ 为外部变量（如光照强度、气温等）在时刻 t 的值，β_j 为与外部变量相关的回归系数，$\epsilon(t)$ 为误差项。通过该模型，可以结合历史负荷与外部因素进行电气负荷预测。

3.2 不同模型方案对比

为了应对融合系统负荷变化的复杂性，本文选取了六类常用模型：ARIMA、灰色预测 GM(1,1)、BP 神经网络、SVM 回归、LSTM 神经网络与 LSTM–Attention 融合模型。具体对比内容如下表所示：

表 1 各模型对比

模型	非线性处理能力	时间依赖建模能力	适用场景
ARIMA	较弱	较弱	周期性强的系统
灰色预测 GM(1,1)	中等	较弱	数据不足时的估算
BP 神经网络	强	中等	中短期预测
SVM 回归	强	较弱	非线性负荷预测
LSTM 神经网络	极强	极强	长期负荷预测
LSTM–Attention	极强	极强	复杂工况预测

LSTM 及其注意力机制变体在复杂场景下表现最佳，适用于需要长时间依赖建模和处理非线性负荷变化的任务。

3.3 各模型在不同工况下的预测精度对比

为系统评估不同预测模型在复杂运行条件下的适应性和精度表现，本文选取了某光伏 + 风电融合微电网 2024 年度的实测运行数据，设置三类典型预测工况：一是晴天光照充足、负荷平稳的理想运行状态；二是阴雨天气下，光伏出力波动大、工业负荷扰动频繁的复杂工况；三是晨昏出力过渡阶段，负荷变化剧烈、系统响应要求高的典型边缘时段。

在相同预测粒度（1 小时）与输入变量设置条件下，ARIMA 和灰色预测模型在晴天条件下误差较小，能较好反映周期性变化，但在阴雨或负荷突变情况下误差显著升高，预测性能下降明显。BP 神经网络和 SVM 在晴天与过渡场景下均有良好表现，但受限于模型结构，处理长序列记忆与非平稳因素时精度仍存在波动。相较而言，LSTM 神经网络具备较强的时间依赖处理能力，在所有工况中都能保持稳定且较低的误差水平，特别是在出力变化剧烈或负荷扰动明显的场景下，预测优势更为显著。进一步对比显示，融合注意力机制的 LSTM–Attention 模型在各类复杂工况中均表现出最优的精度，其平均误差相较传统统计模型下降约三分之一左右，表现出更强的抗扰动能力与泛化性能。

3.4 模型适用性与工程可部署性分析

模型选型不仅要考虑预测精度，还需评估其工程部署

的可行性、计算资源需求与系统兼容性。ARIMA 和灰色模型可用于轻量化场景如边缘节点、应急预测模块；SVM 适用于嵌入式系统的小规模预测任务；LSTM 及其变体因对计算资源要求较高，更适合部署于云平台、集中调度系统或具有强计算能力的本地服务器。从实际工程运行角度出发，建议采用主辅融合部署策略：以 LSTM–Attention 模型为核心预测引擎，同时结合 SVM 或灰色模型构建快速修正模块，形成预测 – 反馈闭环架构。

4 融合系统中负荷预测模型的优化路径设计

4.1 基于混合算法的多模型融合策略

单一模型在处理多源系统下不同负荷特征时，容易受限于自身结构，导致在部分场景中预测误差偏大。为提升整体预测性能，可通过构建多模型融合策略，整合不同算法的优势。例如，以 LSTM 为主模型处理长序列时间依赖关系，同时结合 SVM 模型进行短时扰动修正，再引入灰色模型在数据稀缺场景下提供补充预测，形成“主预测 + 辅校正”的结构化建模体系。此外，融合策略不局限于模型拼接，还可引入遗传算法、粒子群优化等智能优化方法，对多模型参数进行协同搜索和权重分配，进一步提升融合精度。该类策略在光伏发电系统负荷预测实测应用中，已初步展现出预测稳定性提升、波动抑制能力增强等优点，具备良好的工程应用前景。

4.2 数据增强与特征提取方法优化

模型性能不仅取决于结构设计，还深受输入数据质量与特征提取方式的影响。在融合系统中，负荷数据往往存在缺失、噪声、非平稳性强等问题。针对这一现象，应采用滑动窗口重构、插值填补、小波降噪等方法对原始数据进行预处理，提升训练样本的完整性与稳定性。在特征提取层面，除基本气象参数与历史负荷外，可引入主成分分析（PCA）或相关性分析方法，识别高影响变量，降低维度冗余。

4.3 多时间尺度预测机制构建

实际运行中，不同应用场景对应不同时间预测需求，如短期预测用于储能策略调节，日级预测服务于负荷转移计划，周级预测则适用于运维排程与市场响应。在多源融合系统中，构建多时间尺度预测机制，能有效提升系统预测决策的层次化与柔性化水平。多尺度建模可采用并行模型架构，分别训练短期预测模型（如 15 分钟 ~1 小时）与中长期模型（如 24 小时 ~7 天），并通过统一输出接口集成结果。在此基础上，可引入滑动平均、指数加权平滑等策略对不同尺度预测结果进行趋势校正，使输出更加稳健。该机制特别适用于光伏 + 储能系统，对优化调度响应速度与调节深度具有实际意义。

4.4 负荷预测结果的动态自修正与反馈机制设计

在融合系统实际运行中，模型预测难免出现偏差，若不能及时修正，将导致调度策略误判。因此，有必要构建动态自修正与反馈闭环机制，对预测误差进行实时跟踪、分析与修正，保障预测系统长期稳定运行。

该机制可在模型输出端设置误差监测模块，对比实时负荷与预测值，识别偏差超过阈值的时段并触发快速修正模型，例如 SVM 回归或一阶残差模型。同时，模型参数可根据反馈数据进行周期性更新，实现在线学习与结构微调。通过构建“预测—误差识别—快速修正—参数更新”闭环，可大幅提升系统对突发负荷扰动的响应能力，增强整体智能性与适应性。

结语：本研究围绕多源可再生能源融合系统中电气负荷预测问题，系统分析了融合系统结构特征与负荷变化规律，构建并对比多类预测模型，提出融合算法优化、数据增强处理、多尺度建模与反馈修正机制的综合优化路径。研究结果表明，基于 LSTM–Attention 的混合预测框架在实际工况下具有良好的适应性与工程可部署性。后续将结合实际光伏场景进一步开展模型迭代与平台嵌入式应用验证，服务于智能调度与系统稳定运行目标。

参考文献：

[1] 唐秀明 , 朱欣科 , 陈君 , 等 . 计及负荷预测的风光柴储联供型微网系统的运行优化 [J]. 电气工程学报 , 2024, 19(3):412–422.

[2] 黄悦华 , 刘兴韬 , 张磊 , 等 . 基于 C 藤 Copula 及条件风险价值的综合能源系统灵活爬坡优化调度 [J]. 中国电机工程学报 , 2023, 43(24):9411–9422.

[3] 刘春明 , 李瑞月 , 尹钰君 , 等 . 基于鲁棒随机模型预测控制的园区综合能源系统两阶段优化 [J]. 电力自动化设备 , 2022, 42(5):7.

[4] 黄地 , 黄平 , 李杰 , 等 . 基于短期负荷预测的可再生能源调度优化算法设计 [J]. 电子设计工程 , 2023, 31(5):125–129.

作者简介：蔡剑（1978 年 10 月 –），男，云南昆明，汉族，本科，一级建造师，研究方向为：新能源建设施工和项目管理

通讯作者：宁德兵（1990 年 8 月 –），男，云南曲靖，汉族，本科，高级工程师，研究方向为：新能源项目管理和运维管理