



含分布式储能系统的主动配电网负荷预测模型构建

杨韵¹, 程永峰¹, 谢祥中¹, 涂炼¹, 廖晔²

(¹广东电网有限责任公司电力调度控制中心, 广东 广州 510220; ²北京清能互联科技有限公司, 北京 100084)

摘要: 针对含分布式储能系统的主动配电网短期负荷预测中储能运行扰动显著、节点电压波动增强、负荷演化非平稳性突出的特点, 本研究围绕储能接入条件下负荷预测精度与物理一致性难以兼顾的问题, 构建了一种融合电压波动感知与拓扑约束的短期负荷预测模型。建模过程中, 首先面向工程场景中储能充放电数据缺失、记录不连续等问题, 结合节点功率平衡关系与时间连续性约束, 对缺失时段储能功率进行重构, 以提高关键输入变量的完整性与可用性; 随后, 针对储能调节引起的局部电压变化对负荷响应的影响, 构建节点电压波动指标, 并对电压特征进行修正, 将历史负荷、重构后的储能功率、节点电压及其波动特征进行统一时间对齐和多变量融合; 在此基础上, 建立LSTM-PatchTST联合预测框架, 由LSTM提取局部时序动态特征, PatchTST刻画长时段依赖关系, 并通过残差修正与结果融合增强模型在复杂工况下的稳定性; 同时, 将储能接入线路状态和线路载流限制以拓扑约束损失项的形式嵌入训练过程, 以提升预测结果对实际配电网运行边界的适配能力。以某含分布式储能系统的主动配电网半年运行数据为对象开展仿真分析, 在15 min的时间尺度下构建训练集、验证集和测试集。结果表明, 所建模型能够较准确跟踪储能调节活跃时段的负荷变化趋势, 在负荷突升和回落区间均表现出较好的响应能力, 综合平均绝对百分比误差为2.73%, 较两种对比方法分别下降23.53%和32.43%。实验结果表明, 通过协同引入储能功率重构、电压波动感知和拓扑约束训练, 可有效增强模型对源网荷储耦合运行特征的表征能力, 提高主动配电网短期负荷预测的精度、稳定性与工程适用性, 并可为储能调度优化和配电网智能运行提供更可靠的数据支撑。

关键词: 分布式储能系统; 主动配电网; 负荷预测; 电压波动感知; 储能-负荷耦合; 拓扑约束建模

doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0189

中图分类号: TM 615

文献标志码: A

文章编号: 2095-4239 (2026) 04-1302-10

Construction of an active distribution network load forecasting model with distributed energy storage system

YANG Yun¹, CHENG Yongfeng¹, XIE Xiangzhong¹, TU Lian¹, LIAO Ye²

(¹Power Dispatch of Guangdong Power Grid Control Center, Guangzhou 510220, Guangdong, China; ²Beijing TsIntergy Technology Co., Ltd, Beijing 100084, China)

Abstract: Short-term load forecasting (STLF) in active distribution networks (ADNs) with distributed energy storage systems (DESS) is complicated by operational disturbances, pronounced voltage fluctuations, and highly non-stationary load patterns. To improve forecasting accuracy while ensuring physical consistency under DESS integration, a short-

收稿日期: 2026-03-05; 修改稿日期: 2026-03-19.

基金项目: 中国南方电网有限责任公司科技项目 (036000KK52210065(GDKJXM20210096)).

第一作者: 杨韵 (1989—), 女, 高级工程师, 硕士, 研究方向为电力负荷预测、电力市场分析, E-mail: 768512457@qq.com; 通信作者: 廖晔, 工程师, 研究方向为电力负荷预测、新能源调度运行, E-mail: 407533191@qq.com.

引用本文: 杨韵, 程永峰, 谢祥中, 等. 含分布式储能系统的主动配电网负荷预测模型构建[J]. 储能科学与技术, 2026, 15(4): 1302-1311.

Citation: YANG Yun, CHENG Yongfeng, XIE Xiangzhong, et al. Construction of an active distribution network load forecasting model with distributed energy storage system[J]. Energy Storage Science and Technology, 2026, 15(4): 1302-1311.

term load forecasting model integrating voltage fluctuation awareness and topological constraints is proposed. First, to handle missing or discontinuous DESS data in practical engineering scenarios, a power reconstruction method is developed based on nodal power balance and temporal continuity constraints, thereby improving the completeness of key input variables. Second, to capture the influence of DESS-induced local voltage variations on load response, a nodal voltage fluctuation index is constructed to refine voltage features, followed by the fusion of historical load, reconstructed DESS power, and time-aligned voltage characteristics. A hybrid LSTM-PatchTST framework is then established, in which LSTM captures local temporal dynamics and PatchTST characterizes long-term dependencies, while residual correction and ensemble learning further improve model stability. In addition, DESS capacity boundaries and line flow limits are incorporated into the training process as topological constraint loss terms to enhance model adaptability to the physical operating limits of the grid. Simulation results based on half-year operational data from a real ADN demonstrate that the proposed model accurately tracks load trends during active DESS regulation. At a 15-minute resolution, the model achieves a mean absolute percentage error (MAPE) of 2.73%, corresponding to a reduction of 23.53% and 32.43% compared with two benchmark methods. The results indicate that the synergistic integration of power reconstruction, voltage awareness, and topological constraints significantly enhances the ability of the model to represent source-network-load-storage coupling and provides reliable data support for DESS dispatch and smart grid operation.

Keywords: distributed energy storage system; active distribution network; load forecasting; voltage fluctuation awareness; storage-load coupling; topology-constrained modeling

随着分布式电源和分布式储能接入规模的提升,主动配电网运行状态日益复杂,短期负荷预测已成为调度决策的重要基础。预测结果不仅影响储能充放电安排、分布式电源出力分配及潮流调度,还关系到电压控制和系统安全运行。在储能频繁调节场景下,负荷变化受运行状态扰动更为明显,传统仅依赖历史负荷序列的预测方法难以同时兼顾预测精度与物理合理性。

针对该问题,现有研究已开展了一系列探索,其中一部分工作侧重于从建模技术层面提升预测精度。如文献[1]提出基于改进 AlexNet-GRU 深度学习的配电网短期负荷预测方法,通过卷积特征提取与门控循环单元建模相结合,提高了对负荷时序特征的表达能力。文献[2]采用主动式负荷特性分析方法与储能特征分析方法,分析主动配电网的负荷与储能特性,构建了基于负荷和储能的主动配电网常规负荷的短期负荷预测模型。文献[3]基于省级负荷调度中心的大规模实时用电数据,构建了一个

基于 XGBoost 的机器学习负荷预测框架。该方法通过对原始数据进行特征提取与重要性评估,在模型训练过程中筛选出最具相关性的输入特征,从而提升了短期电力需求预测的准确性与可靠性。文献[4]提出一种考虑天气特征及多变量相关性的配电网短期负荷预测方法,首先利用多变量快速最大信息系数筛选高相关性的气象特征序列,其次采用探索性因子分析进行降维处理,最后将维度分段机制与两阶段注意力机制嵌入 Informer 模型中,从而在不同特征场景下提升预测精度。文献[5]提出了一种基于 Transformer 与集成学习的短期负荷预测方法,通过融合负荷时序、周期特征及环境变量,利用多头自注意力机制建立跨时段动态关联,提取负荷的时空耦合特性;进一步设计分层随机化前馈网络,通过多次前向传播采样实现预测。上述方法在特征工程设计与模型结构优化方面不断深化,然而,普遍未显式刻画电网拓扑结构对负荷时空演化过程的影响,难以充分反映主动配电网运行环境下源网荷

储互动所带来的结构性变化。

进一步,部分研究开始将电网拓扑信息显式引入预测模型,以增强对负荷时空相关性的刻画能力,从而提升预测精度。如文献[6]将区域级用户单元的电力负荷表示为图信号,通过构建空间关系图刻画负荷的时空分布特征,基于图模型挖掘节点间的时空依赖关系,以提升预测精度。文献[7]利用 Spearman 相关系数分析不同区域电力负荷之间的时空相关性,构建 Spearman 邻接矩阵,并将其输入图卷积神经网络与门控循环单元模型,以提取数据中的空间特征与时间特征,最终通过多层感知机进行解码输出预测结果。文献[8]提出了一种基于时空图卷积网络的短期空间负荷预测方法:首先以电网拓扑结构作为图边构建空间负荷时空信息图;其次结合拓扑结构与节点间距离信息,采用阈值高斯核函数确定时空图卷积网络的邻接矩阵;最后基于该时空图结构进行模型训练,构建空间负荷预测模型。然而,此类方法通常依赖较为完整的设备运行日志和准确的拓扑参数,在实际配电网场景中获取难度较高,限制了工程应用的可行性。

此外,也有研究从数据质量角度出发,关注数据缺失与异常对预测精度的影响。文献[9]通过分类采集电网用户数据,依托云平台进行预处理和降维,并结合云计算技术构建负荷预测模型。文献[10]采用具有双重自注意力机制的条件生成对抗网络对电力负荷数据中的错误、缺失值及异常进行修复和重建,从而简化时间序列的复杂性,并在此基础上构建深度学习模型实现短期负荷预测。文献[11]则将待预测区域按照馈线供电范围划分为若干子区域,利用生成对抗网络对每个子区域训练集进行数据增强,再通过极限学习机实现子区域负荷预测,最后将各子区域预测结果汇总得到整体区域的负荷预测值。

总体来看,现有研究虽在模型结构优化、拓扑信息利用和数据修复等方面取得了一定进展,但仍存在以下不足:其一,多数方法默认输入数据完整,缺少对储能功率缺失场景的专门处理;其二,较少显式考虑节点电压波动对负荷响应的影响;其三,模型训练通常只关注统计误差,未将储能线路状态和线路载流边界等运行约束纳入优化过程。因此,有必要构建同时考虑数据完整性、运行状态感知和运行边界约束的短期负荷预测模型。

针对储能接入场景下的短期负荷预测问题,本研究主要开展以下三方面工作:①针对储能功率缺测,基于节点功率平衡与时间连续性进行数据重构;②构建节点电压波动特征,增强模型对运行扰动的感知能力;③在模型训练过程中引入由储能线路状态和线路载流边界构成的约束惩罚项,以提高预测结果的物理合理性。基于此,本研究构建了融合电压波动特征的 LSTM-PatchTST 短期负荷预测模型。该模型以历史负荷、重构后的储能功率和电压波动特征为输入,利用 LSTM 提取局部时序特征,利用 PatchTST 建模长时段依赖关系,并通过约束惩罚项抑制不满足运行边界的预测结果。

整体结构如下:第1节介绍模型创新点与总体框架,说明本方法的整体流程、输入输出组织方式以及各模块之间的协同关系;第2节阐述含分布式储能系统的电压波动感知负荷预测模型设计,具体包括缺失时刻储能功率重构方法、融合电压波动特征、LSTM-PatchTST 网络与拓扑约束损失项的预测模型构建过程;第3节给出仿真算例与测试信息,介绍数据来源、样本构成、主动配电网结构、关键运行参数以及实验平台配置;第4节从评价指标和结果分析两个方面,对本研究方法的预测效果、误差水平及与对比方法的性能差异进行验证;第5节总结全文主要工作与研究结论。

1 模型创新与总体框架

考虑分布式储能接入后主动配电网的运行特性,本研究在负荷预测建模中引入“电压波动”这一反映电网状态的重要信息,使模型不仅利用历史负荷自身的时序规律,还能够同时感知储能充放电调节带来的功率平衡变化以及电压扰动对负荷侧的间接影响。与现有多数方法主要依赖负荷历史序列、气象与日历特征不同,本研究强调在储能频繁调节、节点电压波动更为明显的场景下,单纯基于负荷序列容易产生系统性偏差,因此通过构建电压波动指标并与储能运行状态共同作为输入特征,可以更充分地刻画负荷变化的驱动因素,从而提升预测稳定性与精度。与此同时,针对储能接入后主动配电网运行状态波动增强的特点,本研究在负荷预测中同时引入历史负荷、重构后的储能功率和节点电压波动特征,以表征负荷演化与运行状态变化之间的耦合关系。针对储能运行数据可能存在缺失的

问题，采用基于节点功率平衡与时间连续性的重构方法补全关键输入变量。进一步地，在模型训练阶段将储能线路状态和线路载流边界构造成约束惩罚

项，以抑制违反运行边界的预测结果。由此形成“数据重构-特征提取-负荷预测-约束训练”的整体流程。

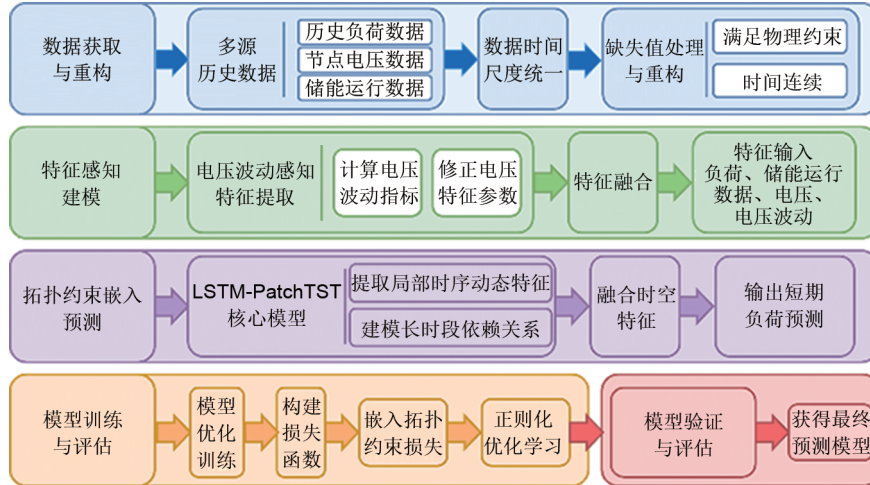


图 1 含分布式储能系统的主动配电网负荷预测流程图

Fig. 1 Flowchart of load forecasting for an active distribution network with distributed energy storage systems

本研究模型以短期负荷预测为目标，整体流程包括数据补全、特征提取、模型预测和约束训练四个环节。输入信息由 3 类数据构成：第一类为历史负荷序列，用于刻画负荷的惯性、周期性与短时波动规律；第二类为分布式储能运行状态信息，包括储能充放电功率及其相关状态量(如荷电状态或可用容量等)，用于反映储能调节行为对局部功率平衡的影响，其中对缺失时段的充放电功率先进行补全后再参与建模；第三类为节点电压及其波动表征指标，用于描述主动配电网电压水平变化以及波动幅度对负荷响应的潜在影响，并在特征提取后与前两类数据共同构成模型输入。上述三类数据按统一时间尺度对齐后形成多变量输入样本，并送入 LSTM-PatchTST 预测模型进行训练和预测。模型输出为目标时刻(或未来若干时刻)配电网负荷的预测值，可根据应用需求实现单步预测或多步滚动预测；其中单步预测对应输出一个未来时刻的负荷估计，多步预测对应输出未来一段时间内的负荷预测序列。在模型训练过程中，进一步将储能线路状态和线路载流边界构造成约束惩罚项并加入损失函数，以保证预测结果尽量满足配电网运行边界。通过这种输入输出组织方式，模型能够在同一框架内融合负荷历史规律、储能调节状态和电网电压状态信息，为主动配电网提供更贴近运行场景的负荷预测结果。

2 含分布式储能系统的电压波动感知负荷预测模型设计

2.1 含分布式储能系统的主动配电网缺失时刻储能负荷值补充

在含分布式储能系统的主动配电网中，储能的充放电行为直接影响节点功率平衡与局部运行状态，其功率序列不仅是刻画“调节行为”的关键变量，也是后续建立电压波动感知预测模型的重要输入。然而在实际运行与数据采集过程中，储能功率数据常受到通信中断、采样不同步、计量装置异常、数据清洗规则剔除等因素影响，导致部分时刻出现缺失或不连续。如果将这类缺失数据直接用于模型训练与预测，一方面会破坏时间序列的连续性，使模型对储能调节的时序依赖学习不足；另一方面会引入偏差样本，导致参数估计不稳定，进而放大负荷预测误差，尤其是在储能调节频繁、负荷波动较强的关键时段更为明显。因此，在开展负荷预测建模之前，有必要对缺失时刻的储能功率进行合理补充，以提升数据完整性与一致性，为后续电压波动指标构建和多变量预测建模提供可靠的数据基础。该步骤本质上属于面向工程场景的数据质量改善，能够降低“数据缺口-特征失真-预测偏差”的误差传播链条，从而提高模型训练的稳定性与结

果可信度。

储能充放电功率在运行切换过程中往往呈现出明显的波动性和状态突变特征,均值填补和线性插值等传统数值修补方法难以兼顾时间连续性与运行物理约束,容易造成重构结果失真。为此,本研究结合节点功率平衡关系和相邻时刻连续性对缺失值进行重构,在保证重构结果满足物理合理性的同时,尽可能保留储能功率序列的动态变化特征。基于此,为实现缺失时刻储能功率的有效补充,本研究首先统一采集主动配电网历史运行过程中与储能相关的功率序列数据,并将其整理为可计算的数据集。随后,考虑到储能缺失数据重构应满足配电网运行物理约束,采用基于节点功率平衡和时间连续性的重构方法。物理约束,主要是指缺失值重构结果应满足节点有功、无功功率平衡关系,并保持相邻时刻功率变化的连续性,以保证补全数据与实际运行状态相一致。对缺失时刻 t 的储能有功、无功功率 P_t^{es} 和 Q_t^{es} ,建立节点功率平衡关系:

$$\begin{aligned} P_{\text{in},t} - P_{\text{out},t} &= P_t^{\text{L}} - P_t^{\text{es}} \\ Q_{\text{in},t} - Q_{\text{out},t} &= Q_t^{\text{L}} - Q_t^{\text{es}} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $P_{\text{in},t}$ 、 $Q_{\text{in},t}$ 和 $P_{\text{out},t}$ 、 $Q_{\text{out},t}$ 分别表示节点流入与流出有功、无功功率, P_t^{L} 、 Q_t^{L} 表示节点负荷功率, P_t^{es} 、 Q_t^{es} 表示待重构的储能功率。

在满足功率平衡的基础上,为保证储能功率序列的时间连续性,构建如下重构目标函数:

$$\min J = \sum_{t \in \Omega_m} \left[(P_t^{\text{es}} - P_{t-1}^{\text{es}})^2 + (P_t^{\text{es}} - P_{t+1}^{\text{es}})^2 \right] \quad (2)$$

式中, Ω_m 为缺失时刻集合。

式(1)用于保证重构结果满足节点功率平衡,式(2)用于约束相邻时刻之间的连续性。据此,求得缺失时刻储能功率重构值:

$$\widehat{P}_t^{\text{es}} = \arg \min J \quad (3)$$

为保证负荷、储能和节点电压等多源数据在时间尺度上的一致性,本研究首先对原始运行数据进行统一时间对齐与缺失识别处理,再按照15 min统计节点构造后续预测模型所需的输入样本,从而保证补全结果与预测模型输入在时间尺度上保持一致。

2.2 构建考虑电压波动感知的负荷预测模型

在含分布式储能系统的主动配电网中,储能装置的充放电行为会改变局部功率平衡和潮流分布,使节点电压在一定范围内产生波动,而电压水平及

其变化幅度又会通过电压敏感负荷和相关控制设备对实际用电功率产生影响。因此,负荷变化不仅体现为时间序列自身的惯性特征,也受到电网运行状态的动态调节作用。若在预测建模过程中忽略电压波动这一状态变量,仅依赖历史负荷或储能功率进行分析,容易在电压扰动明显或储能调节频繁的时段出现系统性偏差。基于此,本研究首先对节点电压的变化范围进行统计,构建能够反映电压扰动强度的波动指标,并将其作为电网运行状态的量化表征引入模型输入。在此基础上,对电压参数进行适度修正,使模型在特征层面具备对电压变化的感知能力。随后,将历史负荷序列、补全后的储能功率以及修正后的电压特征进行融合,建立多变量负荷预测模型,以刻画负荷与储能调节、电压状态之间的综合关系。为进一步提高预测精度与稳定性,在初始建模结果的基础上引入残差修正与结果融合机制,对预测偏差进行迭代优化,减弱偶然波动对模型输出的影响。通过上述处理,使最终模型既能够保持对历史负荷规律的刻画能力,又能够反映电压波动与储能调节对负荷变化的影响,从而提升含分布式储能主动配电网短期负荷预测的可靠性。

首先,为定量表征含分布式储能系统的主动配电网在运行过程中的电压扰动程度,构建电压波动值指标,其计算方法如式(4)所示^[12-13]。该指标通过刻画一定时间窗口内电压变化范围相对于额定电压的偏移幅度,将“电压是否稳定”转化为可直接用于建模的量化特征,从而为后续建立电压-负荷关联提供基础。

$$\Delta U = \frac{U_{\max} - U_{\min}}{U_N} \quad (4)$$

式中, ΔU 表示含分布式储能系统的主动配电网电压波动值, U_N 表示含分布式储能系统的主动配电网的额定电压, U_{\max} 和 U_{\min} 分别表示电压波动的极大值和极小值。

根据式(4)的计算结果,在获得电压波动值后,为使模型能够更敏感地反映电压扰动对负荷变化的影响,进一步对电压参数进行修正,如式(5)所示。

$$U = \delta \cdot \Delta U \quad (5)$$

式中, U 表示模型电压参数, δ 为修正系数。

基于修正后的电压特征,并结合补全后的储能功率与历史负荷信息,本研究构建LSTM-PatchTST负荷预测模型^[14-15]。设输入序列为:

$$\mathbf{X}_t = [L_{t-h:t-1}, P_{t-h:t-1}^{\text{es}}, V_{t-h:t-1}, \Delta V_{t-h:t-1}] \quad (6)$$

式中, L 为历史负荷, P^{es} 为重构后的储能功率, V 为节点电压, ΔV 为电压波动特征。首先, 将输入序列送入 LSTM 层提取局部时序动态特征:

$$\mathbf{H}_t = \text{LSTM}(\mathbf{X}_t) \quad (7)$$

式中, \mathbf{H}_t 表示 LSTM 输出的隐状态特征。

随后, 将 \mathbf{H}_t 按时间窗口切分为若干 patch 并输入 PatchTST 编码器, 以建模长时段依赖关系, 得到未来时刻负荷预测值:

$$\hat{y}_t = \text{PatchTST}(\mathbf{H}_t) \quad (8)$$

为保证预测结果满足主动配电网的物理运行边界, 在训练阶段构建总损失函数:

$$L = L_{(\text{MAPE})} + \lambda_1 \max[0, |P_t^{\text{es}}| - P^{\text{es,max}}]^2 + \lambda_2 \sum_{i \in \Omega} \max[0, |I_{(i,t)}| - I_i^{\text{(max)}}]^2 \quad (9)$$

式中, $L_{(\text{MAPE})}$ 为预测误差项, 后两项分别表示储能容量约束和线路载流约束, λ_1 和 λ_2 为权重系数。通过 LSTM 提取局部时序特征、PatchTST 建模长时段依赖关系, 并在损失函数中引入约束惩罚项, 最终得到考虑电压波动感知的主动配电网短期负荷预测模型。

在模型训练过程中, 储能功率和线路潮流应满足配电网运行边界。为此, 本研究依据储能接入节点及馈线连接关系构造约束集合 Ω , 并将储能功率上限和线路载流上限写入损失函数[式(9)]。其中, 当线路处于闭合状态时, 计入相应线路的载流约束; 当线路断开时, 不参与约束计算。该处理方式不改变 LSTM-PatchTST 主体结构, 但可在参数学习阶段抑制违反运行边界的预测结果, 提高模型的物理合理性与工程适用性。

2.3 预测模型参数的储能拓扑结构约束

在构建电压波动感知的负荷预测模型后, 可以发现模型输出与储能功率变量之间存在较强关联, 而储能功率的取值范围和变化方式本身受到配电网拓扑结构及运行约束的限制。如果在建模过程中仅从数据层面进行参数学习, 而忽略储能接入位置、线路开断状态等实际运行条件, 可能导致模型在训练阶段形成不符合电网物理规律的参数关系, 从而影响预测结果在实际工程场景中的适用性。因此, 有必要在预测模型参数优化过程中引入储能拓扑结构约束, 使模型输出在统计意义上与电网运行边界保持一致。

基于此, 本研究以主动配电网中储能系统的接入线路和节点结构为基础, 引入线路状态变量和载流能力约束, 对储能相关变量施加拓扑约束条件。通过设置二进制变量描述线路开断状态, 并结合线路载流上限对储能功率进行限制, 使模型在参数更新过程中同时满足储能接入结构和容量约束要求。该约束机制并不改变预测模型的基本形式, 而是在模型训练阶段对参数空间进行合理收缩, 避免产生超出实际运行范围的预测结果。通过引入储能拓扑结构约束, 可以在保证预测精度的同时增强模型的物理一致性与工程可实施性, 使负荷预测结果更加符合含分布式储能主动配电网的实际运行特征。

为了提高负荷预测的准确性, 以主动配电网的储能系统为基础, 设置分布式储能系统的储能拓扑结构约束, 如式(10)所示。

$$\varphi = \eta_h + I_h \quad (10)$$

式中, h 表示分布式储能系统的线路, η_h 表示分布式储能系统的二进制变量, I_h 表示储能线路载流量。

在式(10)的约束条件中, φ 仅为 0~1 的储能负荷变量。当其取值为 0 时, 表示该节点为非父节点且储能线路处于断开状态; 当其取值为 1 时, 表示该节点为父节点, 且储能线路处于闭合的状态^[6]。根据式(10)的计算结果, 对含分布式储能系统的主动配电网的负荷预测模型进行储能约束, 从而完成含分布式储能系统的电压波动感知负荷预测模型的构建。

3 仿真算例

3.1 测试信息

为验证本研究所提出的电压波动感知负荷预测模型在含分布式储能主动配电网场景下的有效性, 本研究构建了相应的仿真与对比实验流程。实验数据来自某实际含分布式储能系统的主动配电网运行数据集, 数据集包含负荷、储能运行状态以及节点电压等多源特征信息。为保证实验具有代表性, 本研究选取某主动配电网连续半年的数据开展短期负荷预测研究, 在 15 min 统计节点下共获得 17472 条样本。其中, 储能原始秒级记录仅用于缺失识别与数据重构, 经缺失重构和异常值修正后样本全部保留, 并按 7:1:2 划分为训练集、验证集和测试集。与此同时, 为说明研究对象的运行特征与储能

接入条件,本研究对该主动配电网的节点电压分布进行统计分析,并以简化示意给出分布式储能系统在配电网中的接入架构与位置关系,如图2所示。

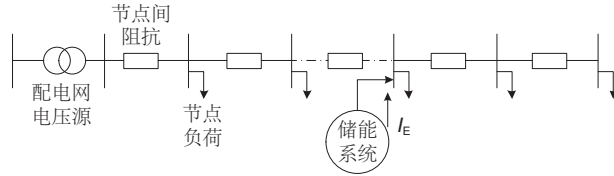


图2 含分布式储能系统的主动配电网架构示意
Fig. 2 Schematic of active distribution network architecture with distributed energy storage system

图2中, I_E 表示储能系统的输出电流,用于反映储能装置在不同运行状态下向配电网注入或吸收电流的大小。根据图2所示的主动配电网整体结构,可进一步抽象得到储能系统接入配电网的简化馈线模型,如图3所示。该模型对实际网络进行等效处理,突出储能接入节点、电源侧与负荷侧之间的电气连接关系,在保留主要拓扑结构特征的同时,简化支路与节点数量,为后续建立储能拓扑约束及负荷预测模型提供清晰的结构基础。

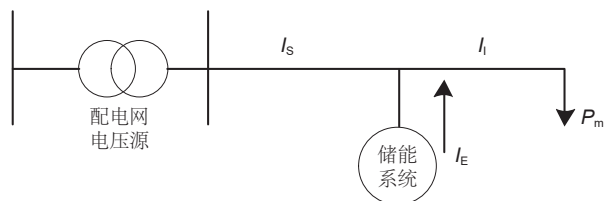


图3 储能系统接入简化馈线模型
Fig. 3 Simplified feeder model for energy storage system connection

图3中, I_s 表示初始电流, I_l 表示馈线电流, P_m 表示有功负荷。通过图2和图3,统计主动配电网中分布式储能系统的馈线接入节点数量,共计34个。在实验数据的采样过程中,随机选取10个根节点作为采样数据的初始节点,并将采样数据进行统一收集与存储。在进行实验测试数据模拟前,对该主动配电网的各项运行参数进行测定,结果如表1所示。

根据表1所列的测定参数设置实验条件,并以实际采集的数据样本为基础开展仿真计算与模型验证。实验过程中,对负荷、电压及储能运行状态等关键变量进行统一时间尺度处理和参数初始化,以保证数据输入的一致性和可比性。本研究在此基础

表1 主动配电网运行参数测定

Table 1 Measurement of active distribution network operating parameters

参数项	测定值
基准电压	24.9 kV
档位数量	17
变压器容量	2.5 MV·A
节点并联补偿	50 kvar
调压步长	0.0125
馈线调压器	0.00625
节点连接容量	200 kW
充电率	0.9
放电率	0.9
最大充电功率	140 kW
负荷有功功率	1775 kW
充电时段	12:00—14:00 19:00—22:00
无功功率	1045 kvar
基准功率	2.0 MV·A
电压允许范围	0.95~1.05
基准能量	1.0 MW·h

上完成模型训练与预测实验。

本次实验所使用的实验设备如图4所示。实验平台包括数据采集与处理终端、仿真计算主机以及配套的运行监测装置,用于完成数据预处理、模型运算及结果分析等工作。上述设备能够满足多变量数据处理与负荷预测算法运行的计算需求,为实验结果的稳定性与可重复性提供硬件保障。



图4 负荷预测实验平台及主要设备构成
Fig. 4 Experimental platform and main equipment for load forecasting

实验采用单机部署的形式,实验所用的PC机参数配置如表2所示。在如表2所示的配置环境中,对主动配电网进行负荷预测实验。

3.2 评价指标

为了更加直观地评估本研究所提负荷模型的有效性,将实验结果的评价指标设置为修正优化的平均绝对百分比误差。为了修正实际负荷值为0时的误差值,对原始的平均绝对百分比误差进行负误差

惩罚修正,修正后的平均绝对百分比误差计算方法如式(11)所示。

$$S_A = \frac{200}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|\hat{y}_t - y_t|}{|\hat{y}_t| + |y_t|} \quad (11)$$

式中, S_A 表示修正的平均绝对百分比误差, N 表示实验数据量, t 表示实验进行时间, \hat{y}_t 表示 t 时刻的负荷预测值, y_t 表示 t 时刻的负荷实际值。在仿真中, S_A 的取值区间设置为 $[0, 200]$ 。计算所得的平均绝对百分比误差的结果数值越小, 说明该方法的负荷预测准确度越高。

3.3 结果分析

3.3.1 所提模型的预测负荷结果验证

为验证本研究所提 LSTM-PatchTST 负荷预测模型在典型运行场景下的预测效果, 选取储能调节活跃时段的主动配电网负荷数据进行分析。提取该时段对应的测试样本后, 得到负荷预测结果, 如图5所示。

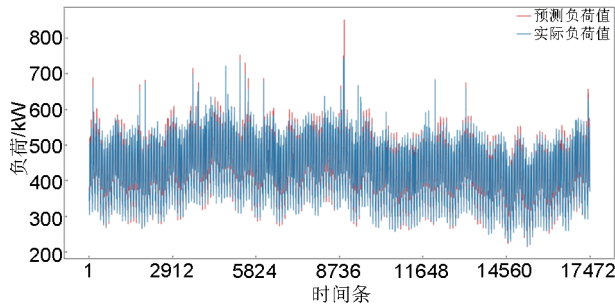


图5 主动配电网负荷预测结果

Fig. 5 Active distribution network load prediction results

从整体趋势来看, 本模型预测曲线与实际负荷曲线在变化方向上保持高度一致, 能够较好地反映负荷的阶段性波动特征。尤其是在负荷出现短时上升或回落的区间, 预测结果能够同步响应, 未出现明显滞后或趋势偏离现象。这说明模型在引入电压波动感知特征后, 对储能充电过程中所引起的电网状态变化具备一定的跟踪能力。

从局部波动情况分析, 在负荷突升阶段, 预测曲线与实际曲线基本重合, 仅在个别峰值位置存在一定幅度偏差, 但整体误差控制在较小范围内; 在负荷相对平稳阶段, 预测值波动幅度与实际变化幅度基本一致, 未出现明显的过度平滑或过度振荡现象。这表明模型既能够刻画负荷的动态变化, 又未因复杂建模而引入额外噪声。

在定量指标方面, 本实验时段内最大预测误差为 106 kW。结合该时间段内负荷水平来看, 该误差整体处于可接受区间, 能够满足主动配电网短期运行调度对负荷预测精度的实际需求。同时, 在连续半年的预测过程中, 误差未出现累积放大的趋势, 说明模型在连续时间序列建模下具有较好的稳定性。

在储能调节活跃时段, 本研究的 LSTM-PatchTST 负荷预测模型能够较准确地反映负荷变化趋势, 并在负荷波动区间保持较好的预测精度, 验证了所构建模型在主动配电网短期负荷预测中的有效性与稳定性。

3.3.2 不同模型的有效性与稳定性验证

为进一步验证所提负荷预测模型的有效性与稳定性, 本研究选取文献[1]中基于深度学习网络的配电网短期负荷预测方法, 以及文献[2]中基于负荷和储能的主动配电网的短期负荷预测方法作为对比模型, 在相同数据集、相同统计节点及相同训练测试条件下开展对比实验。图6给出了不同模型在测试集上的误差对比结果。

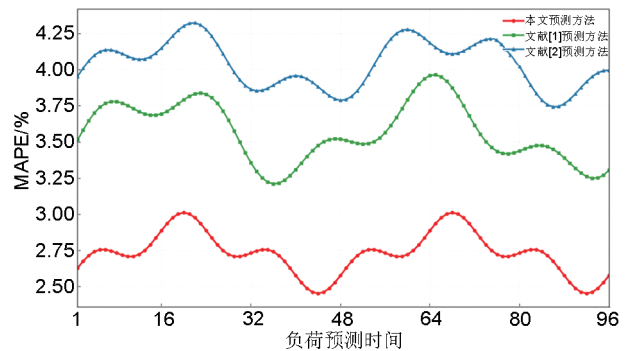


图6 含分布式储能系统的主动配电网负荷预测结果

Fig. 6 Load prediction results of an active distribution network with distributed energy storage system

从图6可以看出, 不同模型均能够在一定程度上反映主动配电网负荷变化趋势, 但在误差水平和波动稳定性方面存在明显差异。与两种对比方法相比, 本研究所提 LSTM-PatchTST 模型在各统计时刻的误差整体较低, 且误差曲线波动相对平缓, 说明该模型在负荷变化过程中具有更好的跟踪能力和更强的稳定性。尤其在负荷变化较快或运行状态波动较明显的时段, 本方法仍能保持较好的预测精度, 未出现明显的误差突增现象。相比之下, 文献

[1]方法虽然能够较好提取部分局部时序特征,但在复杂运行状态下对长时段依赖关系的表征能力仍存在一定局限:文献[2]方法引入了多维气象指标,在一定程度上增强了模型对外部影响因素的适应能力,但对储能调节行为、电压波动特征以及网络拓扑边界的协同刻画仍不够充分,因此整体误差水平仍高于本方法。

从综合评价结果来看,本方法的平均绝对百分比误差(MAPE)为2.73%,文献[1]和文献[2]的MAPE分别为3.57%和4.04%。与文献[1]相比,本方法的误差下降23.53%;与文献[2]相比,误差下降32.43%。这表明本模型在预测精度方面优于两种对比方法,且所得结果已处于配电网短期负荷预测较为合理的工程应用区间。结合图6中误差曲线的分布情况可知,本方法不仅在整体平均误差上具有优势,而且在不同测试时段下表现出较好的稳定性,说明模型并非仅在局部样本上取得较优结果,而是在整个测试阶段均保持了较好的泛化性能。

造成上述结果差异的主要原因在于,本方法在模型构建过程中综合考虑了储能功率缺失重构、电压波动特征提取以及拓扑约束训练3个方面的因素。一方面,通过对缺失储能功率数据进行重构,减少了关键输入信息缺失对预测模型造成的干扰,提高了样本数据的一致性与完整性;另一方面,将节点电压及其波动特征引入模型输入后,能够更充分地反映主动配电网中源网荷储耦合运行状态下的动态变化特征,从而增强模型对复杂工况的感知能力。同时,LSTM-PatchTST结构能够兼顾局部时序动态信息和长时段依赖关系,对非线性、非平稳负荷序列具有更好的表征能力;在训练阶段进一步引入储能接入容量和线路运行边界等拓扑约束,有助于提升模型输出的物理合理性与工程适用性。

综上所述,本研究所提LSTM-PatchTST负荷预测模型在主动配电网短期负荷预测任务中表现出较好的有效性与稳定性。与文献[1]和文献[2]相比,本方法在保证预测结果平稳性的同时,进一步降低了综合误差,说明将储能功率重构、电压波动感知和拓扑约束训练相结合,能够有效提高主动配电网短期负荷预测的精度与实用价值。

4 结论

在高比例分布式储能接入背景下,传统仅基于

历史时间序列建模的预测方法难以刻画电压-负荷-储能之间动态交互关系,导致预测精度与泛化能力受限。针对上述问题,本研究构建了一种融合电压波动感知机制的主动配电网短期负荷预测模型,将节点电压扰动信息、储能拓扑结构与负荷时序特征协同建模,从而增强模型对复杂运行状态下负荷演化规律的刻画能力。

在主动配电网短期负荷预测场景下,本研究结合储能功率缺失重构、电压波动特征提取和拓扑约束训练,构建了基于LSTM-PatchTST的负荷预测模型。算例结果表明,本方法的MAPE为2.73%,优于文献[1]的3.57%和文献[2]的4.04%,体现出较好的预测精度与稳定性。上述结果说明,将电压波动信息与拓扑约束嵌入深度时序模型后,能够更有效地表征源网荷储耦合条件下的非线性负荷演化特征。

综上,本研究所提出的方法有效弥补了现有预测模型忽略电压扰动与储能交互影响的不足,提升了主动配电网负荷预测的准确性与物理合理性,为含分布式储能系统的调度优化与智能运行提供了可靠的数据支撑。未来可进一步结合气象、需求响应及用户行为等多源信息,构建更完善的特征融合机制,以提升模型对复杂运行场景的适应能力;同时将本方法拓展至多时间尺度和多区域协同预测场景,并探索其与图学习、概率预测等方法的结合,以增强模型的泛化能力和不确定性刻画能力;此外,还可在更多实际工程场景中开展在线验证与滚动应用研究,进一步评估模型在不同网络拓扑、储能配置和运行策略下的应用效果。

参考文献

- [1] 朱海南,李丰硕,孙华忠,等.基于改进AlexNet-GRU深度学习网络的配电网短期负荷预测方法[J].电力电容器与无功补偿,2023,44(4):48-54,61. DOI:10.14044/j.1674-1757.pcrpc.2023.04.008. ZHU H N, LI F S, SUN H Z, et al. Short-term load prediction method of distribution network based on improved AlexNet-GRU deep learning network[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2023, 44(4): 48-54, 61. DOI: 10.14044/j. 1674-1757.pcrpc.2023.04.008.
- [2] 侯磊,孔玉辉,王赛豪,等.综合能源系统主动配电网常规负荷预测模型[J].信息技术,2021(4):46-51. HOU L, KONG Y H, WANG S H, et al. Conventional load forecasting model for active distribution network of integrated energy system[J]. Information Technology, 2021(4): 46-51.
- [3] MISHRA K, YADAV A, LONDHE N D. Load demand forecasting of chhattisgarh state for demand management system with

- optimal feature selection using XGBOOST approach[J]. *Electric Power Systems Research*, 2026, 253: 112567. DOI: 10.1016/j.epr.2025.112567.
- [4] 于越, 葛磊蛟, 金朝阳, 等. 考虑天气特征与多变量相关性的配电网短期负荷预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(6): 131-141. DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.231329.
- YU Y, GE L J, JIN Z Y, et al. Short-term load prediction method of distribution networks considering weather features and multivariate correlations[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(6): 131-141. DOI:10.19783/j.cnki.pspc.231329.
- [5] 张怀天, 贾东梨, 王帅, 等. 基于Transformer-集成学习的配电网短期负荷预测方法[J/OL]. *中国电力*, 1-13[2026-02-13]. <https://link.cnki.net/urlid/11.3265.TM.20260128.1616.004>.
- [6] JIANG H, DONG Y W, DONG Y, et al. Power load forecasting based on spatial-temporal fusion graph convolution network[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 204: 123435. DOI:10.1016/j.techfore.2024.123435.
- [7] 吴军英, 路欣, 刘宏, 等. 基于Spearman-GCN-GRU模型的超短期多区域电力负荷预测[J]. *中国电力*, 2024, 57(6): 131-140. DOI: 10.11930/j.issn.1004-9649.202306094.
- WU J Y, LU X, LIU H, et al. Ultra-short-term multi-region power load forecasting based on Spearman-GCN-GRU model[J]. *Electric Power*, 2024, 57(6): 131-140. DOI:10.11930/j.issn.1004-9649.202306094.
- [8] 张鹏飞, 胡博, 何金松, 等. 基于时空图卷积网络的短期空间负荷预测方法[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(13): 78-85. DOI:10.7500/AEPS20220929019.
- ZHANG P F, HU B, HE J S, et al. Short-term spatial load forecasting method based on spatio-temporal graph convolutional network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(13): 78-85. DOI:10.7500/AEPS20220929019.
- [9] 冯桂玲, 郑鹭洲, 蒋宏辉, 等. 基于云计算和改进极限学习机的电网负荷预测[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(22): 9411-9417. DOI: 10.3969/j.issn.1671-1815.2021.22.033.
- FENG G L, ZHENG L Z, JIANG H Y, et al. A power grid load forecasting model combining cloud computing and improved extreme learning machine under massive data acquisition[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(22): 9411-9417. DOI:10.3969/j.issn.1671-1815.2021.22.033.
- [10] LI J Z, ZHAO Z W, JIN T. Short-term load forecasting in smart grids: A CGAN-self data reconstruction and BiTCN-BiGRU-self attention model with demand response optimization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 292: 128553. DOI: 10.1016/j.eswa.2025.128553.
- [11] 黄冬梅, 张宁宁, 胡安铎, 等. 基于双层XGBoost和数据增强的空间负荷预测方法[J]. *电力工程技术*, 2023, 42(1): 201-208. DOI: 10.12158/j.2096-3203.2023.01.024.
- HUANG D M, ZHANG N N, HU A D, et al. Spatial load forecasting method based on double-layer XGBoost and data enhancement[J]. *Jiangsu Electrical Engineering*, 2023, 42(1): 201-208. DOI:10.12158/j.2096-3203.2023.01.024.
- [12] 林嘉伟, 王志新, 张永. 独立直流微电网中考虑不同容量的分布式储能系统能量控制策略[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(10): 139-146. DOI:10.16081/j.epae.202009025.
- LIN J W, WANG Z X, ZHANG Y. Energy control strategy of distributed energy storage system considering different capacities in isolated DC microgrid[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(10): 139-146. DOI:10.16081/j.epae.202009025.
- [13] 王一飞, 董新伟, 杨飞, 等. 基于配电网电压质量的分布式储能系统优化配置研究[J]. *热力发电*, 2020, 49(8): 126-133. DOI:10.19666/j.rlf.202003082.
- WANG Y F, DONG X W, YANG F, et al. Optimal configuration of distributed energy storage system based on voltage quality of distribution network[J]. *Thermal Power Generation*, 2020, 49(8): 126-133. DOI:10.19666/j.rlf.202003082.
- [14] 孟祥福, 石皓源. 基于Transformer模型的时序数据预测方法综述[J]. *计算机科学与探索*, 2025, 19(1): 45-64. DOI: 10.3778/j.issn.1673-9418.2403070.
- MENG X F, SHI H Y. Survey of Transformer-based model for time series forecasting[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science & Technology*, 2025, 19(1): 45-64. DOI: 10.3778/j.issn.1673-9418.2403070.
- [15] 王子乐, 王子谋, 蔡莹, 等. 基于长短期记忆神经网络组合算法的短期电力负荷预测[J]. *现代电力*, 2023, 40(2): 201-209.
- WANG Z Y, WANG Z M, CAI Y, et al. Short-term load forecasting based on long short-term memory network combination algorithm[J]. *Modern Electric Power*, 2023, 40(2): 201-209.
- [16] 朱晓荣, 马英乔, 赵澄颖. 基于模型预测控制算法的多风储直流微电网分布式电压二次控制策略[J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(10): 184-191. DOI:10.16081/j.epae.202110038.
- ZHU X R, MA Y Q, ZHAO C H. Distributed voltage secondary control strategy of multi wind-storage DC microgrid based on model predictive control algorithm[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(10): 184-191. DOI:10.16081/j.epae.202110038.