

融合多源运行特征与深度集成学习的短期电价预测

张瑞¹, 张臣磊^{2*}, 闫强强³, 魏裕邦³, 胡涛³, 张学功⁴

1. 中广核新能源甘肃公司, 甘肃 兰州 730071

2. 兰州大学数学与统计学院, 甘肃 兰州 730000

3. 甘肃轩岳生态科技有限公司, 甘肃 兰州 730000

4. 中广核甘肃民勤第二风力发电有限公司, 甘肃 武威 733000

DOI:10.61369/ASDS.2026080008

摘要 : 针对高比例新能源并网情境下短期电价波动加剧、结构性扰动增多, 以及单一模型难以有效兼顾局部突变刻画与多源业务特征利用的问题, 提出了一种融合多源运行特征与深度集成学习的短期电价预测方法。以甘肃省统一短期电价及相关系统负荷、新能源出力、水电负荷、发电出力、需求值和竞价空间等 15 分钟级数据为样本, 构建了一个由因果卷积、单向 LSTM 和因果注意力机制组成的深度时序分支, 并与基于 LightGBM 的结构化回归分支进行误差校准融合。在严格避免未来信息泄露的条件下, 采用时间顺序训练、walk-forward 验证和滚动测试进行模型评估。结果显示, 融合模型在测试集上的 MAE 和 RMSE 分别为 48.37 元 /MWh 和 65.31 元 /MWh, 整体表现明显优于单独的深度模型及 LightGBM 模型。研究表明, 该方法能在新能源并网与市场运行耦合的场景下提升短期电价预测的稳定性, 并在连续两天滚动预测中保持了较好的误差控制能力, 能够为新型电力系统背景下发电侧报价、功率申报与运行优化提供有效支撑。

关键词 : 短期电价预测; 深度集成学习; 多源运行特征; 竞价空间; 新能源消纳

Short-Term Electricity Price Forecasting via Multi-Source Operational Features and Deep Ensemble Learning

Zhang Rui¹, Zhang Chenlei^{2*}, Yan Qiangqiang³, Wei Yubang³, Hu Tao³, Zhang Xuegong⁴

1.CGN New Energy Gansu Company, Lanzhou, Gansu 730071

2.School of Mathematics and Statistics, Lanzhou University, Lanzhou, Gansu 730000

3.Gansu Xuanyue Ecological Technology Co., Ltd., Lanzhou, Gansu 730000

4.CGN Gansu Minqin No. 2 Wind Power Generation Co., Ltd., Wuwei, Gansu 733000

Abstract : To address stronger short-term electricity price volatility, growing structural disturbances, and the limited ability of a single model to jointly capture abrupt local changes and multi-source operational signals under high renewable integration, a short-term electricity price forecasting method integrating multi-source operational features and deep ensemble learning is proposed. Using 15 min price data together with system load, renewable output, hydropower load, generation output, demand indicators, and bidding-space signals, a causal deep sequence branch composed of causal convolution, unidirectional LSTM, and causal attention is constructed and then fused with a LightGBM regression branch. Under a strict no-look-ahead setting with chronological training, walk-forward validation, and rolling evaluation, the fused model achieves an MAE of 48.37 yuan/MWh and an RMSE of 65.31 yuan/MWh on the test set, outperforming the standalone deep model and the standalone LightGBM model. The results show that the proposed method improves short-term price forecasting stability in the coupled scenario of renewable integration and market operation, and remains effective in continuous two-day rolling-prediction displays for generation-side bidding and operational optimization.

Keywords : short-term electricity price forecasting; deep ensemble learning; multi-source operational features; bidding space; renewable integration

基金项目: 中广核新能源控股有限公司科技项目(编号: 003-CMJ-F120-2024-274)。

作者简介:

张瑞(1993.12-), 硕士, 中广核新能源甘肃公司, 主要从事新能源电力市场运营、短期电价预测与新能源消纳研究, E-mail: 872559881@qq.com;

闫强强(1987.02-), 本科, 甘肃轩岳生态科技有限公司, 主要从事新能源运行数据分析与电力市场预测研究, E-mail: 329693275@qq.com;

魏裕邦(1985.05-), 本科, 甘肃轩岳生态科技有限公司, 主要从事新能源数据建模与电力市场分析研究, E-mail: 452366174@qq.com;

胡涛(1993.06-), 本科, 甘肃轩岳生态科技有限公司, 主要从事新能源项目运行分析与数据应用研究, E-mail: 552065078@qq.com;

张学功(1991.01-), 本科, 中广核甘肃民勤第二风力发电有限公司, 主要从事风电场运行管理与新能源功率预测研究, E-mail: 948776338@qq.com。

通讯作者: 张臣磊(1996.03-), 硕士研究生, 兰州大学数学与统计学院, 主要从事时间序列分析、机器学习与电力市场建模研究, E-mail: 1920531598@qq.com。

引言

（一）研究背景

随着电力市场化改革的持续推进，新能源正大规模接入电网。短期电价因此受到供需波动、新能源出力间歇性以及政策调控等多重因素影响，表现出显著的非线性特征^[1]。与此同时，其非平稳性和高波动性也相当明显。由于电力交易具有区域性，负荷在不同时段差异显著，且新能源与负荷在时空上常出现错配，这些因素共同构成了复杂的时空耦合特性^[2]，进一步加大了电价预测的难度。电价预测是否准确，直接关系到发电企业的收益优化，也影响着电网调度决策和电力市场风险管理^[3、4]。正因如此，电价预测已成为电力系统运行中的关键环节。然而，传统的统计模型（如 ARIMA）以及单一的机器学习方法，往往难以有效捕捉电价序列中的复杂动态^[5]；它们在处理多尺度变化、非线性依赖以及跨时空关联模式方面，建模能力有限，导致预测精度不高，泛化能力也受到制约^[6]。因此，构建一个能够揭示电价复杂时空演化规律的预测模型显得尤为重要。该模型还需具备强鲁棒性和自适应性，这一问题已成为电力市场与智能电网领域亟需突破的关键方向。

（二）研究现状

当前主流电价预测方法可分为三类，各类方法在应用中展现出不同的优势与局限性^[7]：

1. 机器学习模型

在电价预测任务中，支持向量机（SVM）、随机森林（RF）以及梯度提升树（如 XGBoost）等机器学习方法能够较好拟合非线性关系，因而得到广泛应用。与 ARIMA 等线性模型相比，这类方法对数据分布假设的依赖较弱，在中短期预测中通常具有更高精度^[8]。但此类方法仍依赖人工特征设计，对电价序列长时间依赖关系的自动捕捉能力有限，对突发价格尖峰的刻画也相对不足。当新能源发电渗透率较高、价格波动加剧或市场规则发生变化时，模型稳定性和泛化能力容易下降。

2. 深度学习模型

长短期记忆网络（LSTM）能够借助门控机制缓解长期依赖问题，但在电价预测场景中，对日内负荷峰谷等局部细微变化的刻画仍可能不足^[9、10]。相比之下，变换器（Transformer）依托自注意力机制捕捉长程依赖关系，在电力负荷预测等任务中表现出较强建模能力。然而，其计算复杂度随序列长度增加呈平方级上升，且对短期局部模式的感知仍存在一定局限^[11、12]。

3. 混合架构模型

D. Hadjout 团队在 2022 年提出了一种用于电力消费预测的集成深度学习模型^[13]。该模型通过整合 LSTM、GRU 和 CNN 等多种深度学习模型的输出，能够有效捕捉电力负荷数据中复杂的时空特征及非线性模式。相比于单一模型，这种集成策略在预测精度和鲁棒性方面有了明显提升，为实现精准高效的能源管理提供了支持。他们采用的 CNN-LSTM 模型虽然能借助卷积层提取时空特征，但由于局部卷积操作的局限，可能削弱对跨区域电力交易等全局关联关系的建模能力，因此有必要引入其他结构进行优化。类似观点在近期研究中也得到了印证，比如华能清能院提出的 TCN-Transformer 专利就指出，混合架构可能是一条兼顾计算效率与预测精度的有效路径^[14]。综合来看，当前方法在刻画电价预测中的时空耦合特性上仍存在不足，亟需构建一种新型预测框架，既要能高效计算，又要能有效捕捉多尺度特征。

（三）研究内容与创新

本文不再把创新点简单地概括为网络结构的堆叠，而是将关注点转向电力市场业务场景中，多源运行特征与深度-结构化集成建模之间的协同机制。

首先，围绕系统负荷、新能源出力、水电负荷、常规机组出力、需求指标以及竞价空间等要素，构建多源输入框架，使模型不再局限于单一竞价空间特征，而能够从多维运行状态刻画短期电价波动。

其次，深度分支采用因果卷积、单向 LSTM 与因果注意力相结合的时序编码框架，在避免未来信息泄露的前提下，同时处理局部波动、跨时段依赖以及不同时间尺度下的信息整合问题。

最后，引入 LightGBM 结构化回归分支，并通过误差校准方式与深度分支融合，从而提升模型对尖峰时段和结构性波动的响应能力。

一、预测方法

（一）数据预处理与特征构建

在短期电价预测过程中，数据预处理环节首先得严格按时间顺序来操作：只使用当前预测时间点之前能获取到的历史价格数

据，以及同一时期能够获得的外生特征，来构建样本，同时还要对缺失值、异常值以及完整天数做统一处理。除了历史电价本身，输入特征还涵盖系统负荷、新能源发电出力、水电负荷、总发电出力、需求相关指标、竞价空间，以及从这些数据衍生出来的残余负荷、供需裕度和市场紧张程度等结构化变量。

(二) 深度集成预测模型

1. 多源特征输入与因果卷积

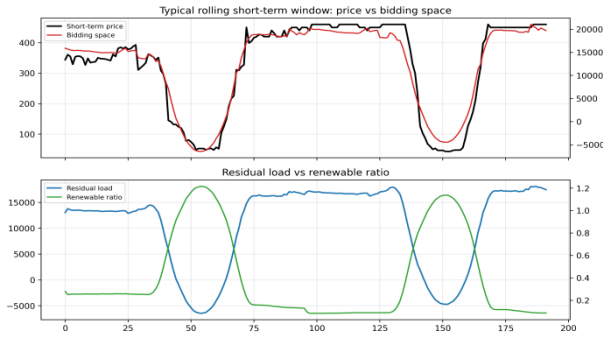


图1：短期电价与多源运行特征典型两日时序
Figure 1: Typical two-day time series of short-term price and multi-source operational features

卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 在深度学习范畴中被视为最具代表性的模型之一，它主要针对图像、视频这类带有网格特性的数据进行设计^[15]。

卷积神经网络的工作方式是逐层对特征进行提取与整合^[16]。首先，通过卷积层对输入数据执行局部操作，卷积核在数据上滑动，以捕捉其中的关键模式。随后，借助 ReLU 层引入非线性变换，从而增强网络的表达能力。接着，利用池化层（例如最大池化）对特征图进行降采样，保留重要信息，同时减轻计算负担。最后，由全连接层汇总高层特征，并输出最终结果。整个流程实现了从局部细节到全局结构的分层学习。

在电价预测任务中，一维卷积结构适用于处理历史电价、竞价空间等时序数据。不同尺度的卷积核可在时间维度上滑动，以捕捉小时级价格波动模式；池化操作可保留价格突变点等关键局部特征，在降低数据维度的同时增强模型对核心信号的敏感性。由于 CNN 参数共享、计算效率较高，适合用于高频、高波动电价序列的局部特征提取。

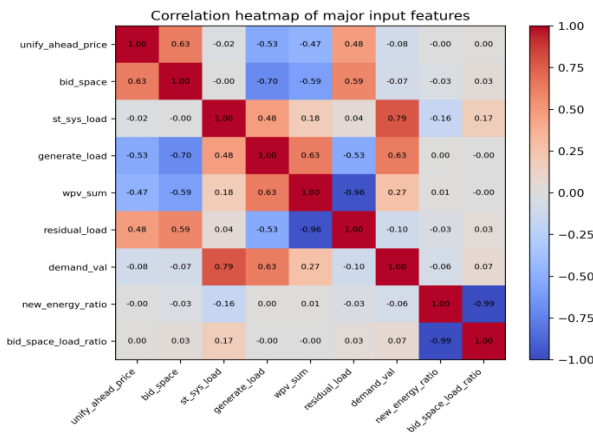


图2：主要输入特征与短期电价相关性热力图
Figure 2: Correlation heatmap of major input features and short-term price

2. 单向时序编码

长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 是 Hochreiter 与 Schmidhuber 提出的改进型循环神经网络，主要用于缓解传统 RNN 捕捉长期依赖关系时面临的梯度消失等问题^[17]。LSTM 通过遗忘门、输入门和输出门调控信息流动，决定历史信息的保留与更新；其内部记忆单元能够在较长时间跨度内存储关键状态。在电价预测中，LSTM 可利用记忆单元编码日前竞价、

负荷峰谷等跨时段特征，并通过门控机制抑制短期噪声，从而提高预测结果的稳定性。

3. 因果注意力建模

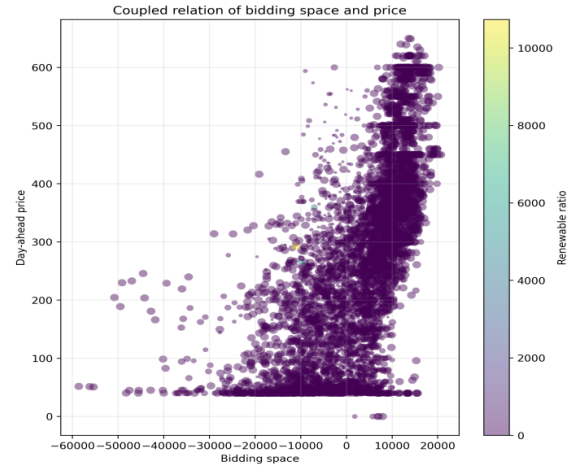


图3：竞价空间、残余负荷与新能源占比耦合关系散点图
Figure 3: Coupled scatter of bidding space, residual load and renewable ratio

因果注意力机制借鉴 Transformer 自注意力结构^[18]，将输入时序特征映射为查询、键和值三类向量，并通过时间遮掩约束仅利用当前及历史信息计算注意力权重，从而在避免未来信息泄露的前提下刻画不同时段之间的依赖关系。位置编码为各时间步提供顺序标识，残差连接与层归一化用于稳定训练过程，前馈网络则进一步增强模型对电价、负荷、新能源出力、政策和市场运行状态等多重因素非线性关系的表达能力。

在电价预测任务中，Transformer 展现出了显著的优势。它能够通过自注意力机制直接计算任意时间步之间的依赖关系，从而有效建模全局依赖，突破了传统 RNN 和 LSTM 只能按顺序逐步处理的局限，特别适合处理那些具有长周期、多尺度依赖特征的数据^[19]。在并行计算方面，自注意力机制可以同时处理序列中所有时间点的数据，因此训练效率远高于 RNN 类模型，适用于大规模电价数据的高效建模。此外，Transformer 还具备融合多种来源特征的能力，能够将历史电价、实时负荷等多维度数据整合在一起，并通过注意力权重的分配自动判断哪些特征更重要^[20]。它在风电功率预测中表现出的时空特征捕捉能力，同样可以被迁移到电价预测场景中，从而提升预测的精度和稳定性。

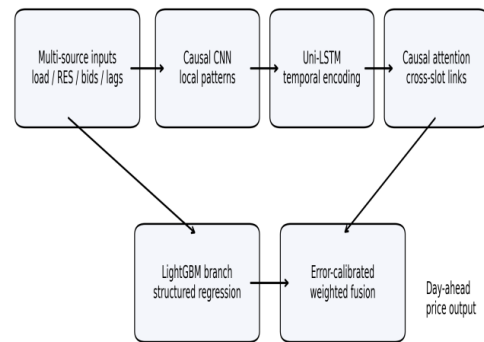


图4：因果深度分支与 LightGBM 结构化分支融合框架
Figure 4: Fusion framework of the causal deep branch and LightGBM structural branch

4. Deep-LGBM 融合框架

如图4所示，本文构建了融合深度分支与结构化分支的协同预测框架。深度分支首先利用因果卷积提取局部波动特征，再通过

单向 LSTM 编码时间顺序信息，最后引入因果注意力机制强化不同时段之间的依赖关系；结构化分支则采用 LightGBM 对多源业务特征进行回归建模。两类分支根据验证集误差最小化原则确定融合权重，以提高短期电价预测结果的稳定性。

（三）无未来信息训练与参数设置

在模型训练过程中，我们特别注意杜绝未来信息泄露的问题：深度分支只使用了严格按时间顺序划分的训练集和验证集，而 LightGBM 分支则借助 walk-forward 验证方法来选定参数；特征标准化、特征筛选和异常值裁剪这些处理步骤也全都在训练样本范围内进行。深度分支采用了 Huber 损失函数和 AdamW 优化器，而结构化分支则用了基于时间顺序的多窗口验证策略，并且在验证集上确定了深度分支与 LightGBM 分支各自的最优融合权重。

（四）评价指标与对比方案

在模型训练阶段结束后，本文将所提方法与统一数据口径下的3个最终实验分支进行系统对比，分别为 LightGBM 结构化回归分支、Causal LSTM-Attention 深度分支以及深度-结构化融合后的本文方法。同时，对本文方法在工程场景中的定位与优势进行补充讨论。图7所示误差则基于相邻两个96点预测序列拼接后的192点滚动窗口重新计算。

相关指标的计算公式如下：

$$\text{RMSE (均方根误差)}: \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2},$$

式中， y_i 为实际值， $\hat{y}_i$ 为预测值， n 为样本数量，下同。该指标通过计算预测值与实际值均方误差的平方根，作为误差度量。

$$\text{MAE (平均绝对误差)}: \text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|,$$

该指标通过计算预测值与实际值绝对差值的平均值，提供直观的误差度量。

$$\text{MAPE (平均绝对百分比误差)}: \text{MAPE} = 100\% \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i},$$

该指标以百分比形式反映预测误差的相对水平，便于跨数据集比较。

二、算例分析

（一）场景与数据特征

截至2025年1月2日，甘肃全省电源总装机容量已突破1亿千瓦，其中新能源装机达到6446万千瓦，占比达64%，跃升为省内第一大电源类型^[21]。风电与光伏装机均超过3100万千瓦，火电和水电则分别为2616万千瓦和971万千瓦，占比26.1%和9.7%。在新能源发电量及非化石能源消费比重方面，甘肃均处于全国前列。在电力市场建设方面，甘肃已构建起覆盖中长期、日前及实时交易的完整体系，统筹省内与省间协调运行：中长期合约保障基本收益，现货市场发挥价格发现功能，辅助服务市场则提升了电网运行的可靠性和灵活性^[22]。

针对新能源高比例接入带来的电网阻塞、消纳困难等挑战，甘肃电力现货市场采用“省内用电负荷+外送计划”的全电量竞价模式。在此机制下，新能源企业通过“报量报价”方式参与市场，充分发挥其低边际成本优势，优先获得发电权，从而有效促

进新能源消纳^[23]。

因此为促进电力市场健康发展和电网调度稳定，应进一步提高电力现货价格的预测准确性，尤其是短期电力现货价格的预测工作占据非常重要的地位^[24]。

（二）多源特征分析

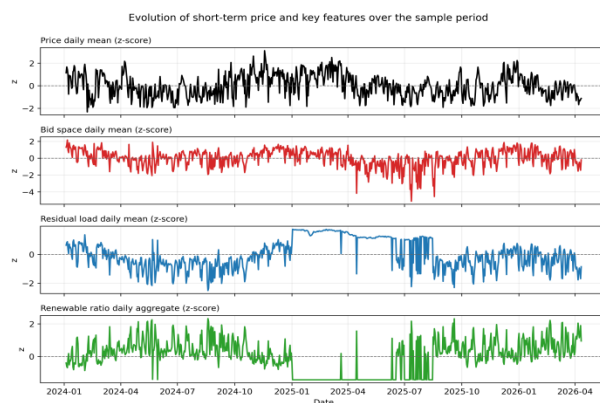


图5：样本期短期电价与关键特征标准化日均演化

Figure 5: Standardized daily-mean evolution of short-term price and key features over the sample period

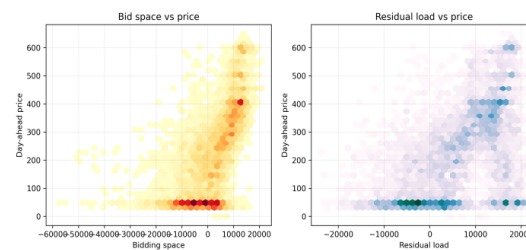


图6：关键特征与短期电价关系的局部放大

Figure 6: Localized relationship between key features and short-term price

这项研究选取了2025年1月1日至2026年4月11日期间甘肃省统一短期电价，以及同期的系统负荷、新能源出力、水电负荷、常规发电出力、非市场机组负荷、需求指标和竞价空间等数据作为分析对象，并按照15分钟的采样频率来构建短期电价预测任务。为了让结果看起来更直观，我们还将部分数据进一步整理成了连续两天的滚动窗口形式，用来进行可视化分析。

从图1到图6可以看出，竞价空间、残余负荷以及新能源占比这些因素，跟短期电价之间确实表现出比较明显的耦合关系。如果只靠某一个特征去描述价格波动，往往很难保持稳定。所以，本文选择把多种运行特征结合起来建模，并且通过深度分支和结构化分支的集成方式，来提高对高波动时段的拟合效果。

（三）预测模型训练

1. 模型构建

在本案例中，深度分支采用因果卷积、单向 LSTM 与因果注意力构成的时序预测网络，结构化分支采用 LightGBM 回归模型。两分支均以无未来信息的样本切分方式训练，并在验证集上确定融合权重。

2. 训练与测试设置

在时间段划分上，本文将2025年1月1日至2026年1月7日的样本作为训练集，将2026年1月8日至2026年4月11日的样本作为测试集。深度分支按照时间顺序将训练集进一步划分为训练段和验证段；结构化分支则采用 walk-forward 方法进行参数验证。

最后，本文对深度分支、LightGBM 分支及二者融合后的预

测结果进行统一比较，重点考察 MAE、RMSE 等误差指标，并选取若干代表性日期对预测曲线表现进行对比分析。

（四）预测效果验证

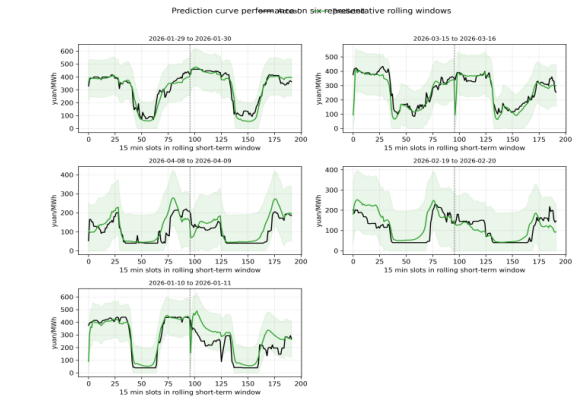


图7：预测曲线效果对比

Figure 7: Prediction curve performance comparison

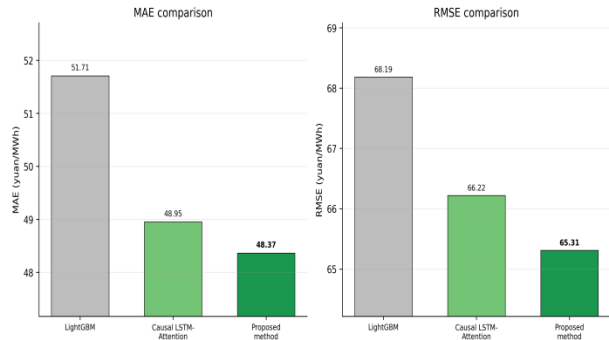


图8：不同子模型预测误差指标对比

Figure 8: Error metric comparison of different sub-models

图7给出了分散在测试期内的6个代表性连续两天滚动预测窗口曲线。可以看到，融合模型在不同月份和不同市场状态下均能较稳定地跟踪连续两天的短期电价变化。

参考文献

[1]Lago,Jesus,De,et al.Forecasting day-ahead electricity prices in Europe: The importance of considering market integration[J].Applied Energy, 2018.

[2]Joachim L S ,Emil J V ,Jensen A B , et al.Principal spatiotemporal mismatch and electricity price patterns in a highly decarbonized networked European power system.[J].iScience, 2022, 25(6): 104380–104380.

[3] 罗纯坚, 李姚旺, 许汉平, 等. 需求响应不确定性对日前优化调度的影响分析 [J]. 电力系统自动化, 2017, 41(5):8.

[4] 舒印彪, 张正陵, 汤涌, 等. 新型电力系统构建的若干基本问题 [J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(21):8327–8340.

[5] 韩升科, 胡飞虎, 陈之腾, 张琳, 白兴忠. 基于 GCN–LSTM 的日前市场边际电价预测 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(9): 3276–3285.

[6] 侯庆春, 杜尔顺, 田旭, 等. 数据驱动的电力系统运行方式分析 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(1):12.

[7]Jesus L ,Grzegorz M ,Bart S D , et al.Forecasting day-ahead electricity prices: A review of state-of-the-art algorithms, best practices and an open-access benchmark[J]. Applied Energy, 2021, 293.

[8] 加鹤萍, 郭宇辰, 马乾鑫, 等. 基于机器学习方法的现货电价预测研究综述 [J]. 电力建设, 2025, 46(2):160–179.

[9] 薛万磊, 牟颖, 赵昕, 等. 基于 LSTM 深度学习方法的电力需求预测研究——考虑现货市场电价新兴影响因素的分析 [J]. 价格理论与实践, 2025, (04):93–98.

[10] 邵云姝, 张琳, 周乃康, 等. 基于长短期记忆网络的电力市场价格预测研究 [J]. 动力工程学报, 2025, 45(05):733–737.

[11] 刘峻, 王鹏, 胡坤, 等. 基于 CNN–Self attention 双重注意力机制的实时与日前电价差值区间预测方法 [J/OL]. 华北电力大学学报 (自然科学版), 1–11[2025–10–27].

[12] 李子凯, 杨波, 周忠堂, 等. 考虑高比例风电波动的多注意力 TCN 电价预测方法 [J]. 电测与仪表, 2025, 62(03): 138–146.

[13]Hadjout D , Torres J F , Troncoso A , et al.Electricity consumption forecasting based on ensemble deep learning with application to the Algerian market[J].Energy, 2022, 243.

[14] 中国华能集团清洁能源技术研究院有限公司, 华能招采数字科技有限公司. 一种基于 TCN–Transformer 模型的电价预测方法、系统、装置及存储介质. CN120374166A[P].2025–07–25.

[15]Lecun Y , Boser B , Denker J , et al.Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition[J].Neural Computation, 1989, 1(4):541–551.

[16]O’ Shea K ,Nash R .An Introduction to Convolutional Neural Networks.[J].CoRR, 2015, abs/1511.08458.

[17]Hochreiter S , Schmidhuber J .Long Short–Term Memory[J].Neural Computation, 1997, 9(8):1735–1780.

[18]Vaswani A , Shazeer N , Parmar N , et al.Attention is all you need[J]. Advances in neural information processing systems, 2017, 30.

[19]Li J , Wen X , Jia L , et al.A Transformer–based model fusing temporal dependence and variable correlation for short and medium–term electricity price forecasting[J]. Energy, 2025, 338138799–138799.

[20]Hou G , Li Q , Huang C .Spatiotemporal forecasting using multi–graph neural network assisted dual domain transformer for wind power[J].Energy Conversion and Management, 2025, 325119393–119393.

[21] 中国科学院广州能源研究所. 甘肃: 电源装机突破1亿千瓦, 新能源已成为第一大电源 [EB/OL]. (2025–01–13) [2025–12–14].

[22] 国家能源局. 电力现货市场基本规则 (试行) [R/OL]. 北京: 国家能源局, 2023. (2023–09–07) [2025–12–14].

[23] 国家发展改革委, 国家能源局. 电力现货连续运行地区市场建设指引 [EB/OL]. (2025–09–02)[2025–12–14].

[24]Saleh A M ,Vokony István, Khan M A ,et al.Power system stability in the Era of energy Transition: Importance, Opportunities, Challenges, and future directions[J]. Energy Conversion and Management: X, 2024, 24(000).

表：模型评估指标结果

Table: Quantitative comparison of model performance based on evaluation metrics

方法	MAE(元 /MWh)	RMSE(元 /MWh)
LightGBM	51.71	68.19
Causal LSTM–Attention	48.95	66.22
Proposed method	48.37	65.31

由图8和上表可知，在统一数据、统一切分和统一评估指标下，本文方法在3个最终实验分支中保持最优。相较 LightGBM 分支，本文方法的 MAE 由 51.71 元 /MWh 降至 48.37 元 /MWh，RMSE 由 68.19 元 /MWh 降至 65.31 元 /MWh；相较单独的深度分支，本文方法也表现出更稳定的误差控制能力。为更清晰地展示这类差异，图8对纵轴范围和数值标注进行了压缩与强化处理。需要说明的是，图8的量化对比仍对应单个96点预测任务，而图7的两日滚动窗口误差是基于192点拼接序列重新计算得到的展示性误差。

综上所述，面向多源运行特征的深度集成模型在控制整体 MAE 的同时，也改善了典型低误差日期上的曲线跟踪效果，能够为发电侧报价和运行安排提供更具可操作性的参考。

三、结论

本文提出的多源运行特征深度集成预测方法，将由因果卷积、单向 LSTM 和因果注意力构成的深度分支与 LightGBM 结构化分支相结合。在严格避免未来信息泄露的条件下，融合模型取得了较低的 MAE 和 RMSE。结果表明，深度时序建模与结构化业务特征具有互补作用，并且在连续两天滚动预测展示中保持了较稳定的短期预测表现。

后续可以在更长的时间范围以及更多省级市场中，进一步验证模型的泛化能力。同时，在确保不引入未来信息的前提下，继续对深度分支结构和融合策略进行优化，从而更好地服务于新能源高比例并网背景下的市场化运营与友好消纳。