DOI: 10.19666/j.rlfd.202603004

基于 LSTM-Transformer 混合模型的电力现货市场日前电价预测

朱润泽[1]，王德军[1]，张宗兴[2]，张 佑[1]
（1. 国家能源集团新能源技术研究院有限公司，北京 102209；
2. 国家能源集团山东电力有限公司，山东 济南 250101）

［摘 要］【目的】新能源大规模并网加剧了电力现货市场的量价波动风险，亟需提升电价预测能力。本文基于山东实际数据，构建 LSTM-Transformer 混合模型，旨在实现日前电价的精准预测，为市场运营与风险管控提供支撑。【方法】首先，在多维度特征融合过程中，系统分析电价关键影响因素的作用机制，通过皮尔逊相关系数量化其线性关联强度，完善了传统方法因特征单一和依赖经验导致的预测机理不清、精度不足的情况。其次，通过融合长短时记忆（long short-term memory，LSTM）神经网络、自注意力及多层注意力机制优化 Transformer 模型，构建兼具时序特征提取与全局依赖建模能力的层次化框架，有效增强对电价序列中复杂长短期依赖关系的捕捉效果。此外，采用“时域特征深度挖掘+频域损失约束”策略，通过融合时频域损失提升模型对电价波动与数值的拟合精度。同时，引入相似日模型构建贴合实际的特征样本，进一步提升预测准确性。【结果】通过算例分析，结果表明本文模型即使在影响因素复杂、价格波动剧烈的市场环境中仍能稳定运行，并可显著提升日前电价的预测精度。【结论】所构建的 LSTM-Transformer 混合模型结合多维度特征融合与时频域损失约束策略，能够有效应对新能源高比例接入带来的量价波动挑战，为电力现货市场的日前电价预测提供了一种高精度、高鲁棒性的解决方案。

［关 键 词］电价预测；长短时记忆神经网络；Transformer 模型；多维影响因素

［引用本文格式］朱润泽，王德军，张宗兴，等. 基于 LSTM-Transformer 混合模型的电力现货市场日前电价预测[J]. 热力发电，2026，55(8)：12. Zhu R Z, Wang D J, Zhang Z X, et al. Day-ahead electricity price forecasting for electricity spot market based on hybrid LSTM-Transformer model[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(8): 12.

Day-ahead electricity price forecasting for electricity spot market based on hybrid LSTM-Transformer model

Zhu Runze[1], Wang Dejun[1], Zhang Zongxing[2], Zhang You[1]
(1. CHN Energy New Energy Technology Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China;
2. National Energy Group Shandong Electric Power Co., Ltd., Jinan 250101, China)

Abstract: [Objective] The large-scale integration of renewable energy into the power grid has significantly exacerbated the risks of volume and price volatility in the electricity spot market, thereby creating an urgent need to improve electricity price forecasting capability. To address this challenge, this study constructs a hybrid LSTM-Transformer model based on actual operational data from Shandong Province, China. The primary aim is to achieve accurate day-ahead electricity price forecasting, thereby providing robust support for market operation optimization and risk management and control. [Methods] First, in the process of multi-dimensional feature fusion, the operational mechanisms of key influencing factors on electricity prices are systematically analyzed. The Pearson correlation coefficient is employed to quantify the linear correlation strength between these factors and electricity prices. This approach effectively resolves the problems inherent in traditional methods, such as unclear forecasting

收 稿 日 期：2026-03-02 修 回 日 期：2026-04-23 接 受 日 期：2026-04-26
基 金 项 目：国家能源集团山东电力有限公司 2024 年科技项目（GJNYSD-2024-13）
Supported by: Science and Technology Innovation Project of National Energy Group Shandong Electric Power Co., Ltd. in 2024 (GJNYSD-2024-13)
第一作者简介：朱润泽（1993），男，硕士，工程师，主要研究方向为电力智能信息处理，20039669@ceic.com。

mechanisms and insufficient accuracy, which typically arise from relying on single features or empirical judgments. Second, the Transformer model is optimized by integrating LSTM, self-attention, and multi-layer attention mechanisms. This integration establishes a hierarchical framework that combines the strengths of sequential feature extraction and global dependency modeling. As a result, the model effectively enhances the ability to capture the complex long- and short-term dependencies embedded in electricity price sequences. Furthermore, a strategy of "deep mining of time-domain features coupled with frequency-domain loss constraints" is adopted. By fusing time-domain and frequency-domain losses, the model improves its fitting accuracy for both price fluctuations and numerical values. Meanwhile, a similar-day model is introduced to construct feature samples that closely reflect real-world conditions, which further enhances the forecasting accuracy. [Results] Through comprehensive case study analyses, the results demonstrate that the proposed model operates stably even under market conditions characterized by complex influencing factors and severe price fluctuations. The model significantly improves the forecasting accuracy of day-ahead electricity prices compared to conventional approaches. Quantitative evaluations show that the model achieves superior performance in tracking price trends and capturing sudden price spikes, which are common in high-renewable penetration scenarios. [Conclusion] The constructed LSTM-Transformer hybrid model, combined with multi-dimensional feature fusion and the time-frequency domain loss constraint strategy, can effectively address the challenges of volume and price fluctuations brought about by the high-proportion integration of renewable energy. It provides a high-precision and high-robustness solution for day-ahead electricity price forecasting in the electricity spot market, thereby contributing to more stable and efficient market operations.

Key words: electricity price forecasting; long short-term memory; Transformer model; multi-dimensional influencing factors

电力现货市场建设是实现低碳转型与“双碳”目标的重要保障。然而，新能源大规模并网加剧了电网消纳压力，现有市场机制难以完全支撑，带来“量价”双重风险，存量项目收益维稳面临严峻挑战。因此，亟需科学预测现货电价及其变化趋势。本研究聚焦考虑多维因素的现货电价预测关键技术，分析价格形成机制，挖掘影响因子，构建预测模型并应用，形成适用于日前市场的电价预测理论体系与方法库，为发电项目运营管理提供技术支撑，助力降低投资风险、提高交易效益[1]。

在电价预测领域，现有方法主要包括机理模型预测方法和数理模型预测方法 2 种技术路径[2-3]。机理预测方法通过建立机组组合（unit commitment，UC）模型和经济调度（economic dispatch，ED）模型模拟市场出清，计算电源出力及边际电价。该方法对边界数据完整性要求极高，且需考虑主体持仓、中长期量价等因素，实际应用较少。数理模型预测则基于历史出清与运行数据，通过数学模型挖掘价格影响因素及其影响程度，进而根据因素未来走势预测市场价格。尤其近年来随着深度学习技术的应用，引入了卷积神经网络（convolutional neural networks，CNN）[4]、长短时记忆（long short-term memory，LSTM）神经网络[5]、时间卷积网络（temporal convolutional network，TCN）[6]、门控循环单元网络（gated recurrent unit，GRU）[7]，此类模型增强了对时间序列依赖关系的捕捉能力，从而显著提升了电价预测模型对复杂时序模式的拟合精度与泛化性能。文献[8]基于最大互信息系数（maximal information coefficient，MIC）相关性分析和改进多层级门控LSTM神经网络构建短期电价预测模型，为市场参与方和监管机构提供决策基础。文献[9]构建了一种融合 LSTM 神经网络与极端梯度提升的混合预测模型。该模型通过深度整合 LSTM 神经网络对时间序列动态特征的提取能力与 XGBoost 对复杂非线性关系的建模优势，实现了对日前电力市场价格的协同预测，实现高精度预测。文献[10]构建 CNN-GRU 融合模型的基础上，引入自注意力机制，形成了具有多尺度特征提取能力的混合预测架构，实验结果表明，该模型精准刻画电价与气象、负荷、可再生能源出力等多因素的非线性关系，多场景预测准确率超 96%。

GRU 与 LSTM 等循环神经网络能有效建模序列中的短期依赖，但其递推计算方式限制训练效率，且难以捕捉长跨度时序关联。近年来，在语言翻译领域表现优异的 Transformer 模型逐渐应用于时间序列预测，通过自注意力实现并行计算与长程依赖建模，并利用多头注意力在多个子空间捕获复杂模式。然而，其在电价预测领域的应用尚处起步阶段，需针对电价序列“强周期性”与“非平稳突变”并存的特征进行改进[11]。LSTM 神经网络凭借门控机制与递推结构，擅长捕捉日内 24 h 周期、周度模式等局部时序依赖，对平稳期电价具有低偏差

拟合能力；但其递推性质导致长程记忆衰减，难以保留 7 天前相似气象条件下的尖峰事件特征。相比之下，Transformer 的自注意力机制可跨时步直接对齐历史关键事件，弥补 LSTM 神经网络的长程遗忘缺陷，但依赖位置编码，在严格周期性模式上不如 LSTM 神经网络稳健。两者深度融合可实现“局部记忆+全局检索”的协同互补。

综上，本文提出一种 LSTM 神经网络与 Transformer 深度融合的日前电价预测模型。首先，对原始电价序列及其耦合影响因子进行多维度特征提取，识别电价形成的关键影响因素；其次，构建混合模型架构，融合 LSTM 神经网络的时序建模优势与 Transformer 架构的全局关联建模能力，基于 LSTM 神经网络的时序建模能力捕捉电价的短期动态依赖关系，通过多头注意力机制增强对电价序列长周期全局特征的关联建模能力；结合位置编码机制补充时序信息，有效解决传统注意力机制缺乏时序感知能力的局限性；同时设计时域与频域损失加权融合策略，通过数值精度约束（时域）和波动特征拟合精度（频域）的联合优化，提升模型预测的全面性。最后，采用山东 2024—2025 年度现货市场实际运行数据进行模型验证，实证结果表明该方法在电价影响因素复杂且波动剧烈的市场环境中展现出显著优势，有效提升电价预测精度与稳定性。

1 电价影响因子

1.1 市场分析

山东电力现货市场采用“发电侧报量报价、用户侧报量不报价”模式，且日前价格由发电企业报价经市场化出清形成，实时价格取决于电网实际运行。市场价格波动显著：日前与实时价相差大于 30 元/(MW·h)的天数占比 49.4%，价差绝对值大于 50 元/(MW·h)的时点占比 34.6%。波动特性为市场参与者创造了套利空间，同时也加大了预测难度。因此，构建精准有效的日前电价预测模型，精准把握关键因子的影响机制，对市场参与者优化报价策略、控制偏差风险具有至关重要的意义。

1.2 因子分析

1）负荷因子

负荷是影响山东日前电价的核心因子，直调负荷变化与电价波动显著相关。实际数据表明，负荷偏差对价差的解释效力达 72.9%，7—10 月期间可突破 80%。直调负荷受社会用电总需求、气象因素、分布式新能源出力及储能配置等多重因素影响。负荷预测准确性直接决定电价预测精度，而负荷本身又受气象、日期类型和经济活动的综合影响[12]。

2）新能源出力因子

山东省高比例新能源装机深刻影响现货电价结构。光伏午间大发（11:00—16:00）显著压制实时电价甚至引发负电价，而预测偏低则推高实时电价、形成正价差。风电影响则呈季节性与时段性：春季（3—5 月）最为显著，出力高于预期通常压低实时电价，形成负价差。日内影响集中于晚间及凌晨，午间因光伏主导而作用较弱。两者共同塑造了日前实时价差的动态特征。

3）联络线及省间交换功率

联络线计划作为省外受电的重要渠道，其预测值与实际值的偏差也会影响实时价格。联络线差值与价差呈负相关关系，但因其波动相对较小（标准差约 500 MW），对价差的直接影响较新能源因素小。然而，在节假日等负荷低谷期，联络线计划的调整可能会对局部时段价差产生显著影响。

4）竞价空间

为了量化市场供需情况，引入竞价空间值，竞价空间是决定日前出清价格的核心市场要素，反映了市场竞争的激烈程度。竞价空间是直调负荷−联络线受电负荷−风电总加负荷−光伏总加负荷−核电负荷−试验机组负荷−自备电厂负荷−地方电厂负荷的结果。

竞价空间与现货日前价格存在显著正相关性，其标准差可达 5 000 MW 左右，当竞价空间差值超过 2 000 MW 时，对现货日前价差的影响尤为显著。

5）时间因素

在电价预测中，日内峰谷差异和周内模式（工作日与节假日差异）是关键时序特征。为避免因分割数据导致样本碎片化与连续性损失，引入日期和时间编码变量，显式标识样本的周内位置和时刻信息。该方法使模型能在保持数据连贯性的前提下，自适应学习电价的日内周期性与周内结构性变化，从而有效提升对复杂电价时序模式的建模精度与泛化能力。

2 模型原理

针对电价序列的非平稳性、多频率波动及长时序依赖特征，构建 LSTM 与 Transformer 深度融合的端到端预测模型。采用“时域特征深度挖掘+频域

损失精准约束”的一体化建模思路，直接对原始电价序列及耦合影响因子进行特征学习。模型利用 LSTM 捕捉短期动态依赖，结合 Transformer 多头注意力强化长周期全局特征关联，并引入频域损失优化策略，精准拟合多频率波动规律，有效降低非平稳性带来的预测偏差，显著提升复杂电价规律的适配能力与预测精度。

2.1 数据预处理

数据通过平台导出，均来自数据库中存储的实际运行数据，由于计量误差、通信中断、设备故障等原因导致数据存在异常与误差，直接建模易导致训练不稳定、泛化能力弱的问题。为此设计数据预处理与特征工程流程，从源头提升数据质量，为模型奠定高精度预测基础。

1）*数据筛选*　基于相似日选取原则，以竞价空间为关键依据，假定同类型日期下火电竞价行为相似，采用分段线性方法，根据计算的火电负载率作为关键因子进行相似分析。相似日模型作为电价预测的前置优化模块，筛选与预测日火电运行、竞价环境高度匹配的历史数据，为预测模型提供贴合实际的训练样本。二者深度耦合，通过历史规律锚定预测日电价形成逻辑。

2）*异常处理*　对输入特征进行异常值去除、归一化等常规处理。同时，基于相似日选取原则，采用相似日插补法对异常数据进行填充修正，既保留数据连续性，又确保后续分析所用数据的可靠性。

3）*数据划分*　将异常处理后的原始数据划分为市场交易信息、电价数据，用于后续的特征筛选。

4）*因子筛选*　单一因子的预测能力有限，需构建复合因子提升预测准确性。通过计算各影响因素与历史日前电价的皮尔逊相关系数，量化其线性关联强度。筛选标准为$|r|\geqslant 0.5$ 且显著性 $p<0.05$ 的核心因子。

5）*数据整合*　将皮尔逊相关系数筛选得到的特征因子整合为竞价空间复合因子，复合因子综合了供需两侧关键边界条件，其与电价非线性关系可通过神经网络有效捕捉。

2.2 预测模型结构

根据历史实际出清和运行数据，通过深度学习挖掘影响电力市场价格的影响因素和影响程度，根据相关因素未来走势预测市场价格。

2.2.1 LSTM 神经网络

LSTM 神经网络（图 1）通过在循环神经网络中引入基于门控单元的调节机制，利用遗忘门、输入门与输出门等控制单元，对网络内部的信息流进行精细化管控，缓解深度训练中的梯度异常问题，有效建模时间序列中的长距离依赖关系，因此能够学习电价序列周期性依赖关系和捕捉发电出力波动所引发的电价瞬时变化特征。

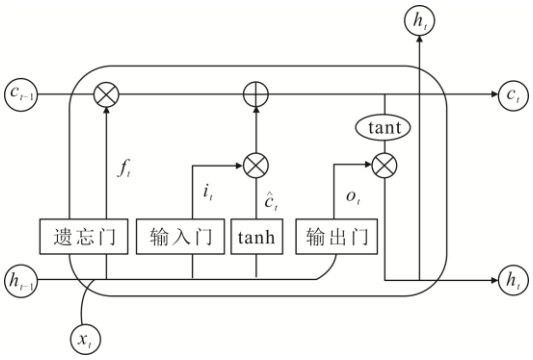


图 1 LSTM 神经网络结构

Fig.1 Structure of the long short-term memory neural network

各模块在电价预测中的具体作用如下：

1）遗忘门负责判断上一时刻记忆单元中的哪些历史信息应当丢弃。在电价预测中，遗忘门能够自适应地遗忘过时的负荷模式或已失效的市场事件信息。

2）输入门控制当前输入特征对记忆状态影响程度，当出现极端天气或机组停运等突发状况时，增强关键特征更新权重，使模型快速响应外部变化。

3）记忆单元作为跨时间步的信息传递通道，持续保留日内 24 h 周期、连续数日价格爬升趋势等长期依赖关系，为后续预测提供稳定的状态基础。

4）输出门基于当前记忆状态，筛选对下一时刻预测最有用的时序特征，控制向 Transformer 模块传递的隐状态内容，确保经过局部提炼的电价特征能够高效输入后续全局建模模块。

通过上述模块协同工作，LSTM 神经网络有效捕捉电价序列中的短期依赖关系，为 Transformer 模块提供精炼的、富含局部时序信息的隐状态表征。

2.2.2 Transformer 模型

Transformer 模型是一种基于自注意力机制的深度学习架构，摒弃了传统的循环与卷积结构，完全依赖注意力机制来建立输入与输出之间的全局依赖关系。该模型通过并行的自注意力层与前馈神经网络层进行处理，能够高效捕捉序列内部的复杂关联，尤其擅长处理长距离依赖问题，能够精准刻

画电价与历史日前电价、日前负荷预测值、新能源出力预测值和联络线计划等变量之间跨越时间步的复杂影响关系，从而深入挖掘序列数据背后的内在规律。其主要由编码器以及解码器两部分组成，其具体网络结构如图 2 所示。

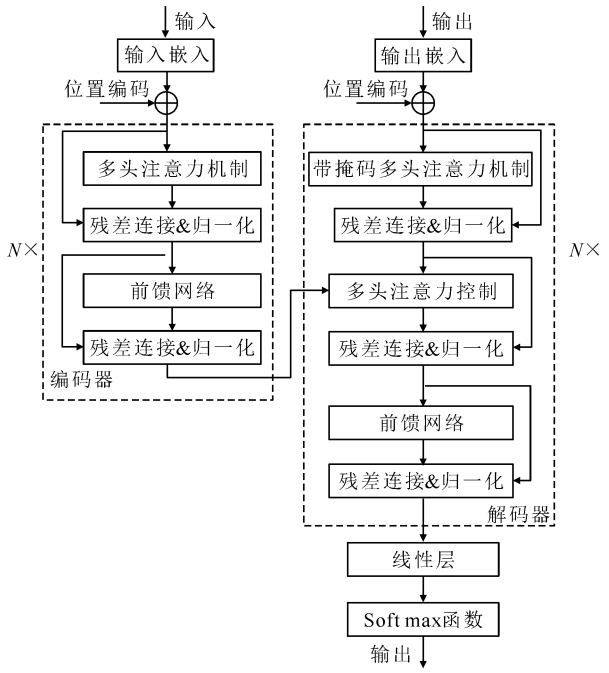


图 2 Transformer 网络结构
Fig.2 Structure of the Transformer network

1）注意力机制

注意力机制是 Transformer 实现信息提取的核心组件，通过构建序列内部不同位置间的动态关联权重，使模型具备自主聚焦关键信息区域的能力，增强对长距离上下文依赖的捕捉效果。其计算流程包括 3 个环节：

①映射向量生成：对每个输入特征，利用 3 组可训练投影矩阵线性变换，得到查询向量 $\boldsymbol{Q}$、键向量 $\boldsymbol{K}$ 和值向量 $\boldsymbol{V}$。

②关联权重求解：计算 $\boldsymbol{Q}$ 与 $\boldsymbol{K}$ 的内积量化关联程度，经 SoftMax 归一化得到注意力权重。

$$\text{Attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\text{SoftMax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$ 分别为查询、键和值矩阵；d_k 为 k 向量的维度，用于缩放点积结果。

③加权求和：用注意力权重对 $\boldsymbol{V}$ 加权求和，输出融合上下文信息的结果。

2）多头注意力机制

多头注意力在自注意力的基础上通过将 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$ 分割为多个“子空间”，并行计算多个自注意力，再将结果拼接并线性投影。“子空间”机制从多维度的特征协同挖掘数据内部的多元关联关系，进而有效提升模型的特征表达能力与泛化能力。在电价预测中，多头机制使模型能够同时捕捉多种依赖模式，即同时关注日内 24 h 周期性波动，跟踪相邻时段的短期趋势，检索历史上相似气象或负荷条件下的尖峰事件。通过这种方式，模型可跨越中间时步直接对齐关键历史信息，弥补 LSTM 神经网络的长程记忆衰减问题。

$$\begin{aligned}&\text{head}_i=\text{Attention}(\boldsymbol{Q}\boldsymbol{W}_{i,\boldsymbol{Q}},\boldsymbol{K}\boldsymbol{W}_{i,\boldsymbol{K}},\boldsymbol{V}\boldsymbol{W}_{i,\boldsymbol{V}})\\&\text{MultiHead}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\text{Concat}(\text{head}_1,...,\text{head}_H)\boldsymbol{W}_{\mathrm{O}}\end{aligned} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{O}}$ 为可学习的输出投影矩阵；$\boldsymbol{W}_{i,\boldsymbol{Q}}$、$\boldsymbol{W}_{i,\boldsymbol{K}}$、$\boldsymbol{W}_{i,\boldsymbol{V}}$ 分别为查询、键以及值矩阵的投影矩阵。

3）前馈网络

前馈神经网络作为 Transformer 各层级结构的关键组件，其核心作用是对序列中每个位置的特征表征进行独立的非线性处理，从而有效提取特定位置的深层信息与复杂模式。在电价预测中，前馈网络负责拟合电价与负荷、新能源、日历特征等多源变量之间的复杂非线性关系，提升模型对非平稳突变的适应能力。网络采用“双层线性变换结合 ReLU 激活函数”的架构设计：第 1 层线性变换将输入特征映射至高维特征空间；第 2 层则完成从高维空间向原始维度的映射还原。两层之间的非线性激活操作，为模型引入了更强的非线性表达能力。

$$\text{FFN}(x)=\max(0,x\boldsymbol{W}_1+\boldsymbol{b}_1)\boldsymbol{W}_2+\boldsymbol{b}_2 \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{b}_1$ 分别为第 1 层线性变换的权重和偏置；$\boldsymbol{W}_2$、$\boldsymbol{b}_2$ 分别为第 2 层线性变换的权重和偏置。

2.2.3 LSTM-Transformer 模型构建

1）复合因子分析

通过计算各影响因素与历史日前电价的皮尔逊相关系数，量化其线性关联强度。

负荷预测因子：直调负荷与电价的相关系数最高（$r\approx0.72\sim0.78$），尤其早晚高峰时段显著主导价格波动。

新能源预测因子：风电、光伏出力与电价呈负相关（$r\approx-0.60\sim-0.70$），午间光伏大发时段对电价压制效应明显。

联络线计划因子：反映省外受电对省内供需的调节作用，与电价负相关（$r\approx-0.40\sim-0.50$）。

将上述特征因子整合为竞价空间复合因子。

2）模型架构设计

日前电价预测模型结构如图 3 所示。模型采用多模块协同融合的深度学习架构，基于 TensorFlow 框架开发，通过固定窗口模式，实现从 168 时段（7 天）多源输入特征到 24 时段（1 天）日前电价的端到端预测。核心包含输入层、特征提取融合层、输出层三大模块。

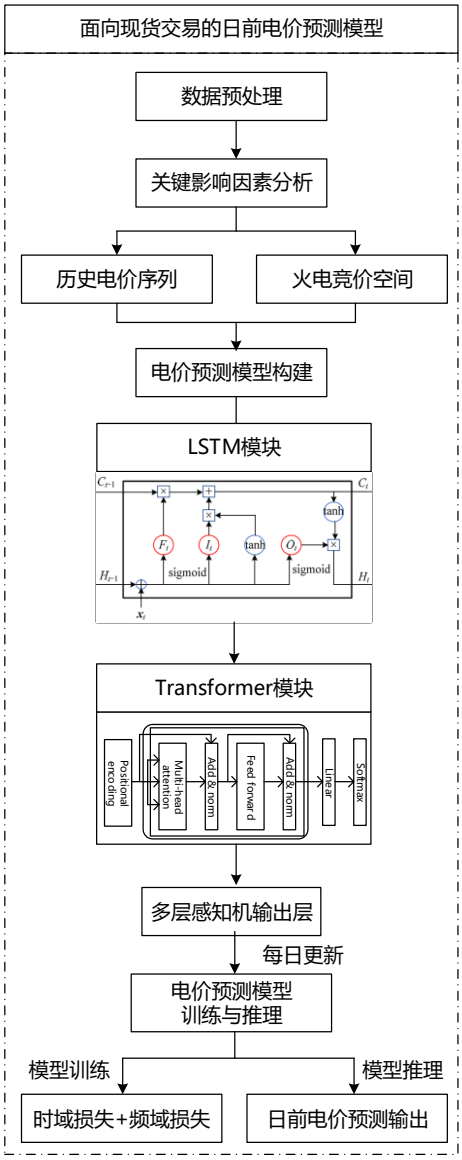


图 3 电价预测模型流程

Fig.3 Flowchart of the electricity price forecasting model

输入层接收多维度融合特征，基础输入包括历史日前电价、日前负荷预测值、新能源出力预测值和联络线计划。除异常值去除、归一化等常规处理外，模型还计算火电竞价空间（结合负荷预测、新能源出力、联络线计划及核电、自备电源等指标），将其作为核心输入特征之一，与历史日前电价共同输入后续模块。

特征提取融合层包含 LSTM 模块、位置编码与 Transformer 编码器。LSTM 模块采用多层堆叠结构，深度学习电价序列的日内周期性及短期依赖关系，精准捕捉火电出力波动、新能源突变引发的电价瞬时变化，输出高维时序特征向量。位置编码模块为 LSTM 输出注入绝对位置信息，解决 Transformer 对时序位置不敏感的问题，强化 96 个时间粒度的位置关联性。Transformer 编码器基于多头自注意力机制，挖掘电价序列长周期全局关联特征，有效捕捉跨时段、跨特征维度的隐性耦合规律，并借助前馈网络（FFN）完成特征非线性变换，提升表征能力。

输出层采用多层感知机（MLP）融合输出模块，整合 LSTM 与 Transformer 提取的时序及全局特征，通过线性层、ReLU 激活与 Dropout 的组合完成特征降维与融合，最终输出日前电价预测结果。

2.2.4 模型超参数设计

预测模型输入采用日前电价、日前负荷预测值、新能源出力预测值和联络线计划等历史数据。训练集用于优化模型参数，学习电价序列的时序规律与内在模式；测试集用于评估模型在未见数据上的预测性能，验证泛化能力与可靠性。

模型超参数优化从三个层面展开：架构层面调整 LSTM 隐藏层维度和 Transformer 结构参数，平衡表达能力与计算效率；训练层面借助 Adam 优化器及其学习率衰减策略、批处理大小等控制收敛速度并提升泛化性；数据层面通过合理划分训练集比例强化时序模式捕捉。调参过程基于经验预设参数合理区间，采用 Scikit-learn 的 RandomizedSearchCV 进行自动化随机搜索以确定最优组合。在自适应学习机制配合下，该分层调优策略提升了参数搜索针对性，有效缓解过拟合与欠拟合风险，实现对电价序列非平稳特性的稳健建模与高精度预测。具体配置见表 1。

表 1 模型参数

Tab.1 Model parameters

参数	数值	意义
numHeads	4	多头注意力头数
Encoder layer	2	编码器层数
trainRatio	0.7	70%数据用作训练集
LSTM layers	2	LSTM 层数
LSTM Units	64	LSTM 每层维度
InitialLearnRate	0.001	初始学习率
LearnRateDropFactor	0.1	学习率下降因子

2.3 误差评价损失函数

模型采用 Huber 损失平衡均方误差与平均绝对误差，增强对异常价格的鲁棒性。损失函数由时域均方误差损失（约束数值误差）与频域平均绝对误差损失（约束经傅里叶变换后的频域幅值误差均值）融合而成，同时约束数值精度与波动拟合精度，精准匹配电价多频率波动规律，有效降低非平稳性带来的预测偏差。

$$L = L_{\mathrm{MSE}} + L_{\mathrm{FFT\text{-}MAE}} \tag{4}$$

式中：L_{MSE} 为传统时域均方误差损失；$L_{\mathrm{FFT\text{-}MAE}}$ 为频域平均绝对误差损失。

为了构建模型评价体系，选取平均绝对误差 δ_{MAE}、均方误差 δ_{MSE}、均方根误差 δ_{RMSE} 与平均绝对百分比误差 δ_{MAPE} 作为核心评价指标，具体计算公式如下：

$$\delta_{\mathrm{MAE}} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|h(x_i) - y_i\right| \tag{5}$$

$$\delta_{\mathrm{MSE}} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(h(x_i) - y_i)^2 \tag{6}$$

$$\delta_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(h(x_i) - y_i)^2} \tag{7}$$

$$\delta_{\mathrm{MAPE}} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|\frac{h(x_i) - y_i}{h(x_i)}\right| \tag{8}$$

式中：m 为待预测时段日前现货电价总点数；$h(x_i)$ 为每小时日前现货电价预测值；y_i 为每小时日前现货电价实际值。

3 结果与分析

本文分析山东省电力现货市场的电价波动特性，基于 2024—2025 年实际运行数据与日前出清电价，开展预测实验。数据包括：全网实时负荷、日前与实时交易电价、法定节假日及大型活动记录。通过线性插值统一分辨率至 15 min 分辨率。按 7:3 划分为训练集与测试集。模型基于 PyTorch 实现，开发环境为 PyCharm 2024，硬件采用 AMD Epyc 9654（96 核）、NC 4090 GPU（48 GB 显存）、GT 710（2 GB 显存）及 32 GB 内存，支撑大规模训练与计算。

3.1 模型结果分析

全网电价预测结果精度分析的时间范围为 2025 年 7 月至 2025 年 9 月。以模块执行电价预测的日期为基准日，计算日前电价预测值与实际值之间的平均绝对百分比误差 δ_{MAPE}。基于该误差指标，进一步采用预测准确率公式 $X_{\mathrm{ACC}}=1-\delta_{\mathrm{MAPE}}$ 对模型性能进行量化评估，图 4 为日前电价预测精度计算结果。

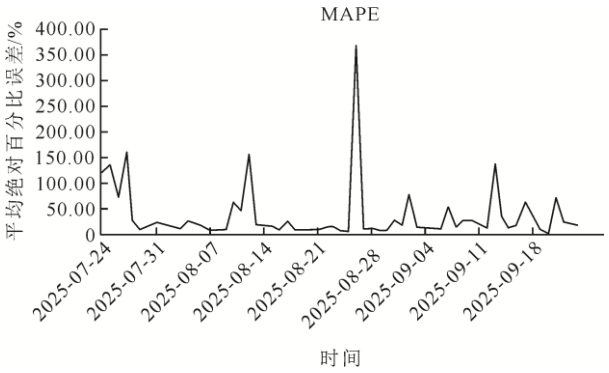


图 4 日前电价预测精度计算结果
Fig.4 Calculation results of day-ahead electricity price forecast accuracy

图 4 结果表明，在测试周期内，日前电价预测模型在预测日全天 96 个时刻点（15 min 粒度）的平均准确率为 62.39%。在所有预测时刻点中，模型达到的最高单点预测准确率为 93.01%，表明该方法在特定时段对电价波动的捕捉能力较强。尽管电价序列受新能源出力波动、供需变化及市场博弈等多重因素影响，整体预测精度仍存在一定波动，但模型在全天尺度上保持了相对稳定的预测表现，误差控制水平合理，整体达到了较好的预测效果，具备一定的工程应用价值。

3.2 不同模型精度对比测试

利用所提 LSTM-Transformer 模型与 BP 神经网络、相似日分段拟合与随机森林模型做为基准测试模型，对比测试结果见表 2，其对应的电价预测曲线如图 5 所示。预测性能方面，本文所提模型的均方根误差为 52.1 元/(MW·h)，平均绝对误差为 28.7 元/(MW·h)，显著优于 BP 神经网络（均方根误差、平均绝对误差分别为 68.5、42.3 元/(MW·h)）、相似日分段拟合（均方根误差、平均绝对误差分别为 73.5、43.9 元/(MW·h)）及随机森林（均方根误差、平均绝对误差分别为 75.2、45.8 元/(MW·h)），表明融合 LSTM 神经网络短期时序建模与 Transformer 全局依赖捕捉能力，可更精准拟合电价复杂波动。预测曲线拟合方面，本文模型在整体趋势、峰值位置及波动幅度上最接近真实电价，尤其在电价骤升骤降的突变点处跟踪能力更强。相比之下，BP 神经网络与随机森林在高波动区间存在明显滞后与偏差，相似日分段拟合对非周期性突变响应较弱。结果验证了本文所提模型的高精度与强鲁棒性。

表 2 模型测试结果
Tab.2 Model testing results

模型类型	δ_{RMSE}/(元 (MW·h)$^{-1}$)	δ_{MAE}/(元 (MW·h)$^{-1}$)	关键优势
BP 神经网络	68.5	42.3	自适应非线性关系
相似日分段拟合	73.5	43.9	可解释性强
随机森林	75.2	45.8	抗过拟合
本文模型	52.1	28.7	综合时序与特征提取能力

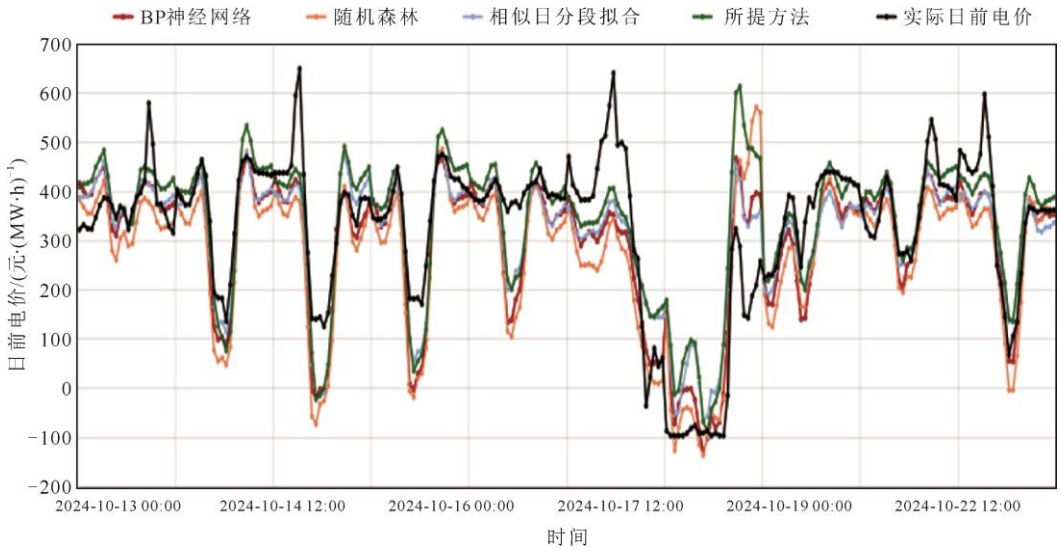


图 5 4 种模型电价预测曲线
Fig.5 Prediction curves of electricity price for four models

4 结　论

本文针对电价预测问题，提出基于 LSTM-Transformer 的混合预测模型，利用山东电力市场 2024—2025 年日前电价数据进行实验验证，得到如下结论。

1）多维度特征构建中，不仅纳入历史电价与负荷数据，更系统分析市场环境下多类关键因素的作用机制，并结合电价序列自身时间特性。通过皮尔逊相关系数量化各因子与日前电价的线性关联程度，克服了传统方法输入单一、依赖经验导致的预测机理模糊与精度受限问题，为模型提供了更具解释性和完备性的输入基础，显著提升了预测准确性与合理性。

2）LSTM-Transformer 模型融合时序特征提取与全局依赖建模能力，构建层次化预测机制：LSTM 模块捕捉电价局部动态与短期依赖，Transformer 多头注意力机制建立跨时间步全局关联，识别长周期模式。同时采用“时域特征深度挖掘+频域损失约束”双路径优化策略，通过加权融合时频域损失，有效抑制非平稳性带来的建模偏差，显著增强模型对复杂电价波动规律的适应能力与预测准确性。

3）实验结果表明，该模型在山东电力市场日前电价预测中表现优越，在预测精度、稳定性及对不同波动模式适应能力方面均显著优于现有基准模型，验证了其在实际场景中的有效性与应用潜力。

综上，所提模型显著提升了日前电价预测的准确性与适应性，能够充分学习复杂时序数据中的有效信息，并随市场环境变化灵活调整，具有较强的场景适应能力与可迁移性，可为其他时序预测任务提供参考。

[参 考 文 献]

[1] 陈梓宏, 黄宁馨, 赖智航, 等. 一种基于 Patch 机制与通道独立结构的改进 Transformer 日前电价预测方法[J]. 中国电力, 2026, 59(5): 1.
Chen Z H, Huang N X, Lai Z H, et al. A Transformer-based electricity price forecasting model with patch mechanism and channel-independent structure[J]. Electric Power, 2026, 59(5): 1.

[2] 蔡钦钦, 徐英, 仪忠凯, 等. 基于分布鲁棒双边机会约束的联合市场出清模型与不确定性定价方法[J]. 电工技术学报, 2025, 40(23): 7515.
Cai Q Q, Xu Y, Yi Z K, et al. Joint market clearing model and uncertainty pricing approach based on distributed robust bilateral chance constraint[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(23): 7515.

[3] 毕贵红, 孔凡文, 黄泽, 等. 基于 Inception 和注意力机

制的双分支日前电价预测[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(5): 128.
Bi G H, Kong F W, Huang Z, et al. Double-branch day-ahead electricity price forecasting based on inception and attention mechanism[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(5): 128.

[4] Ahmad W, Javaid N, Chand A, et al. Electricity price forecasting in smart grid: a novel E-CNN model[C]// Proceedings of the 33rd Workshops of the International Conference on Advanced Information Networking and Applications. Matsue: Springer, 2019: 1132.

[5] 竺筱晶, 薛睿萌. 基于小波变换的Bi-LSTM-TCN短期电价预测[J]. 电工电能新技术, 2023, 42(12): 60.
Zhu X J, Xue R M. Wavelet transform-based Bi-LSTM-TCN method for short-term electricity price forecasting[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2023, 42(12): 60.

[6] 黄圆, 魏云冰, 童东兵, 等. 基于 WPD 和双重注意力机制 TCN 的短期电价预测[J]. 电工电能新技术, 2022, 41(6): 80.
Huang Y, Wei Y B, Tong D B, et al. Short-term electricity price forecasting based on wavelet packet decomposition and TCN with double attention mechanism[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2022, 41(6): 80.

[7] 谢谦, 董立红, 厍向阳. 基于 Attention-GRU 的短期电价预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(23): 154.
Xie Q, Dong L H, She X Y, et al. Short-term electricity price forecasting based on attention-GRU[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(23): 154.

[8] 赵雅雪, 王旭, 蒋传文, 等. 基于最大信息系数相关性分析和改进多层级门控 LSTM 的短期电价预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(1): 135.
Zhao Y X, Wang X, Jiang C W, et al. A novel short-term electricity price forecasting method based on correlation analysis with the maximal information coefficient and modified multi-hierarchy gated LSTM[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(1): 135.

[9] 郑宏, 刘立群. 基于 LSTM 与 XGBoost 组合模型电价预测[J]. 太原科技大学学报, 2023, 44(2): 131.
Zheng H, Liu L Q. Electricity price forecast based on LSTM and XGBoost combined model[J]. Journal of Taiyuan University of Science and Technology, 2023, 44(2): 131.

[10] 艾雨, 贾燕冰, 韩肖清. 基于相似日筛选与组合深度学习模型的日前电价预测方法[J]. 电网技术, 2025, 49(1): 242.
Ai Y, Jia Y B, Han X Q. Day-ahead electricity price prediction method based on similar day screening and combined deep learning modeling[J]. Power System Technology, 2025, 49(1): 242.

[11] 金亮, 尹振豪, 刘璐, 等. 基于残差 U-Net 和自注意力 Transformer 编码器的磁场预测方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(10): 2937.
Jin L, Yin Z H, Liu L, et al. Magnetic field prediction method based on residual U-Net and self-attention transformer encoder[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(10): 2937.

[12] 孙欣, 王思敏, 谢敬东, 等. 考虑多维影响因素的改进 Transformer-PSO 短期电价预测方法[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(9): 1420.
Sun X, Wang S M, Xie J D, et al. Improved transformer-PSO short-term electricity price prediction method considering multidimensional influencing factors[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2024, 58(9): 1420.

（责任编辑　杜亚勤）