DOI: 10.19666/j.rlfd.202602032

基于 CNN-BiLSTM-Attention 的燃煤电厂二氧化碳排放预测模型

何海飞[1]，周良松[1]，陈骏鹏[1]，赵子行[1]，陈二强[2]，支长双[2]，苗世洪[1]
（1. 强电磁技术全国重点实验室（华中科技大学），湖北 武汉 430074；
2. 国网河南省电力公司电力科学研究院，河南 郑州 450052）

［摘 要］【目的】燃煤电厂在我国电力系统中占据重要地位，精准预测燃煤电厂的 CO_2 排放对实现节能减排的目标具有重要意义，为此，本文提出基于 CNN-BiLSTM-Attention 的燃煤电厂 CO_2 排放短期预测模型。【方法】首先，通过分析燃煤机组负荷、SO_2 排放速度、NO_x 排放速度及环境变量等特征与 CO_2 排放速度的相关性进行特征筛选，减少冗余信息对模型训练的影响；然后，以筛选后的特征作为输入，构建融合卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）、双向长短时记忆（bidirectional long short-term memory，BiLSTM）神经网络和注意力机制的 CO_2 排放预测模型，并引入改进开普勒优化算法（improved Kepler optimization algorithm，IKOA）对模型超参数进行优化；最后，利用实际燃煤电厂机组运行数据开展仿真验证。【结果】结果表明：所提模型在同容量机组间的跨机组预测中保持了较好的预测性能，显示出良好的可迁移性；在跨时段预测时，模型能够较好地刻画 CO_2 排放变化趋势，但在季节切换阶段相对误差有所增大，这反映出运行工况及燃煤品质变化对预测结果的影响；所提模型在预测精度和稳定性方面均优于对比模型。【结论】基于 CNN-BiLSTM-Attention 的 CO_2 排放预测模型能够在缺乏直接测量 CO_2 条件下实现燃煤电厂 CO_2 排放的有效预测，具有较好的适用性和推广潜力。

［关 键 词］CO_2 排放预测；燃煤电厂；CNN；BiLSTM；注意力机制；KOA

［引用本文格式］何海飞，周良松，陈骏鹏，等. 基于 CNN-BiLSTM-Attention 的燃煤电厂二氧化碳排放预测模型[J]. 热力发电，2026，55(8)：33. He H F, Zhou L S, Chen J P, et al. Carbon dioxide emission prediction model for coal-fired power plants based on CNN-BiLSTM-Attention[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(8): 33.

Carbon dioxide emission prediction model for coal-fired power plants based on CNN-BiLSTM-Attention

He Haifei[1], Zhou Liangsong[1], Chen Junpeng[1], Zhao Zihang[1], Chen Erqiang[2], Zhi Changshuang[2], Miao Shihong[1]
(1. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. Electric Power Research Institute of State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: [Objective] Coal-fired power plants play a pivotal role in China's power system, and accurate forecasting of their CO_2 emissions is crucial for achieving energy-saving and emission-reduction targets. To address this challenge, this paper proposes a short-term CO_2 emission prediction model for coal-fired power plants based on CNN-BiLSTM-Attention. [Methods] First, feature selection is performed by analyzing the correlation between CO_2 emission rates and various input variables, including unit load, SO_2 emission rate, NO_x emission rate, and environmental factors, thereby reducing redundant information that may impair model training. Specifically, the Pearson correlation is used to quantify the linear relationship between each candidate feature and the CO_2 emission

收 稿 日 期：2026-02-12 修 回 日 期：2026-04-23 接 受 日 期：2026-05-16
基 金 项 目：国网河南省电力公司科技项目（52170225000B）
Supported by: Science and Technology Project of State Grid Henan Electric Power Company (52170225000B)
第一作者简介：何海飞（2002），男，硕士研究生，主要研究方向为电力系统低碳运行技术，m202472651@hust.edu.cn。
通信作者简介：苗世洪（1963），男，博士，教授，主要研究方向为电力系统保护、控制及计算，shmiao@hust.edu.cn。

rate, and features with a correlation coefficient below 0.2 are excluded. The raw operational data are then normalized to the range [0,1] and segmented into samples using a sliding time window to capture temporal dynamics. Subsequently, the selected features are fed into the proposed CNN-BiLSTM-Attention model. In this hybrid architecture, the CNN layer extracts local patterns from the input sequence, the BiLSTM layer captures both forward and backward temporal dependencies, and the attention mechanism assigns adaptive weights to the most informative time steps. To further enhance performance, an improved Kepler optimization algorithm (IKOA) is introduced to optimize the model's hyperparameters. The model is validated using real-world operational data from coal-fired power plant units. In addition to root mean square error (RMSE), the mean absolute error (MAE) and the coefficient of determination (R^2) are also computed to comprehensively evaluate prediction performance. Comparative experiments show that among LSTM, BiLSTM, CNN-BiLSTM, and CNN-BiLSTM-Attention, the last model achieves the lowest RMSE of 24.329 2 t/h, compared to 26.261 0 t/h, 26.039 3 t/h, and 25.429 3 t/h for the other three models, respectively. Moreover, when optimizing the CNN-BiLSTM-Attention model with four metaheuristic algorithms (genetic algorithm (GA), whale optimization algorithm (WOA), Kepler optimization algorithm (KOA), and IKOA), the IKOA yields the best fitness value of 21.584 1 t/h, slightly outperforming WOA (21.594 6 t/h), KOA (22.136 0 t/h), and GA (22.807 2 t/h). Results demonstrate that the proposed model exhibits strong transferability across units of similar capacity and effectively captures CO_2 emission trends over time, although prediction errors increase during seasonal transitions due to variations in operating conditions and coal quality.[Results] The proposed model consistently outperforms baseline models in both prediction accuracy and stability.[Conclusion] The CNN-BiLSTM-Attention model enables effective CO_2 emission forecasting for coal-fired power plants even without direct CO_2 measurements, showing significant applicability and potential for broader deployment. This capability is particularly valuable for plants lacking continuous emission monitoring systems (CEMS), offering a cost-effective alternative for CO_2 estimation. However, long-term or cross-seasonal predictions require further consideration of external factors such as coal quality. This study is primarily validated on limited units from a single plant; thus, its generalizability across different regions, coal sources, and operational strategies warrants further investigation. Future work will incorporate direct coal-quality indicators through multi-source data fusion or online updating mechanisms to enhance long-term predictive performance and robustness.
Key words: CO_2 emission forecasting; coal-fired power plant; CNN; BiLSTM; attention mechanism; KOA

在全球气候变化背景下，CO_2 排放控制已成为各国能源与环境政策的核心议题之一[1]。作为最主要的温室气体，CO_2 排放在全球温室气体排放总量中占据主导地位，其中电力行业，尤其是燃煤发电机组，是 CO_2 排放的重要来源之一[2-4]。我国作为全球最大的能源消费国和 CO_2 排放国，已明确提出“2030 年前碳达峰、2060 年前碳中和”的“双碳”目标，对电力行业 CO_2 排放的精细化计量与动态预测提出了更高要求[5-7]。在此背景下，构建适用于燃煤机组复杂运行工况的高精度 CO_2 排放预测方法，对于支撑低碳运行决策、评估减排成效及完善 CO_2 排放管理体系具有重要的工程与现实意义[8-9]。

目前，发电侧 CO_2 排放速度的获取主要依赖核算方法与在线监测方法两大类[10-11]。核算方法包括排放因子法和物质平衡法，其中排放因子法因实施成本低、操作简便而被广泛应用于电力行业 CO_2 排放核算体系。然而，该方法通常采用固定排放因子，难以反映煤质差异、负荷波动及设备运行状态变化对排放水平的影响，存在一定的不确定性[12]。物质平衡法虽然在理论上能够更细致地刻画燃烧过程中的碳流向，但其对输入数据精度高度敏感，在实际工程应用中仍面临数据获取难度大和实时性不足的问题[13]。在线监测方法能够提供高时间分辨率的排放数据，但是受设备成本、运行维护复杂性以及技术标准尚未完全统一等因素制约，目前在我国燃煤电厂，尤其是中小型机组中的普及程度仍然有限[14-15]。因此，在缺乏或不完全依赖 CO_2 在线监测条件下，探索基于可获取运行数据的 CO_2 排放预测方法，成为一种具有现实可行性的技术路径。

随着计算能力和数据获取能力的提升，机器学习与深度学习逐渐被引入 CO_2 排放预测研究[16-17]。已有研究表明，支持向量机、反向传播神经网络、随机森林以及长短时记忆（long short-term memory，LSTM）神经网络等模型在不同场景下均表现出一定的预测能力[18-21]。在燃煤电厂层面，部分学者利用机组运行参数、煤质特性或关键设备能耗数据，构建了 CO_2 排放或相关污染物排放的预测模型，验证了数据驱动方法在刻画复杂非线性关系方面的潜力[22-24]。然而，现有研究多集中于单一机组或单一时间尺度内的模型构建与验证，模型性能评估往往局限于同分布样本条件下，缺乏对模型在跨机组、跨运行阶段及跨季节条件下泛化能力的系统分析[22]。此外，在面对燃煤机组运行参数多源异构、时序特征显著且耦合关系复杂的实际工况时，单一

时间序列模型在特征提取和长期依赖建模方面仍存在一定局限。

针对上述问题，近年来，CNN、BiLSTM 及注意力机制逐渐被用于增强模型对时序特征与关键变量的表征能力[25-27]。CNN 能够从多变量输入中提取局部特征模式，BiLSTM 可同时捕获时间序列的前向与后向依赖关系，而注意力机制则有助于突出对预测结果贡献较大的关键时间步或特征变量。与此同时，智能优化算法在神经网络超参数寻优方面展现出良好性能，为提升模型稳定性和预测精度提供了新的思路[28]。然而，将上述深度学习模型结构与优化策略系统融合，并进一步验证其在跨机组、跨时段预测任务中的适用性，仍有待深入研究。

本文面向燃煤机组 CO_2 排放预测问题，构建了一种融合时序特征提取与动态权重分配的 CNN-BiLSTM-Attention 预测模型，并引入智能优化算法对模型超参数进行自适应寻优。以燃煤机组可实时获取的运行参数为输入，系统比较了不同深度学习模型在预测精度与稳定性方面的差异，并重点分析了模型在同容量不同机组及跨季节时段预测场景下的泛化表现。结果表明，所提出的方法在复杂运行条件下仍能保持较高的预测精度和良好的泛化能力，可为燃煤电厂在缺乏完善 CO_2 在线监测条件下的排放估算与低碳运行决策提供一种低成本、可推广的技术支撑。

1 燃煤电厂 CO_2 排放预测模型

1.1 总体预测框架

为明确 CO_2 排放核算边界与排放来源，本文以燃煤机组发电过程作为 CO_2 排放核算边界，包括燃煤的预处理过程、煤的燃烧过程、蒸汽生产过程、发电过程、脱硫过程以及尾气处理阶段。整个发电过程共有燃煤过程和脱硫过程 2 个 CO_2 排放来源，如图 1 所示。

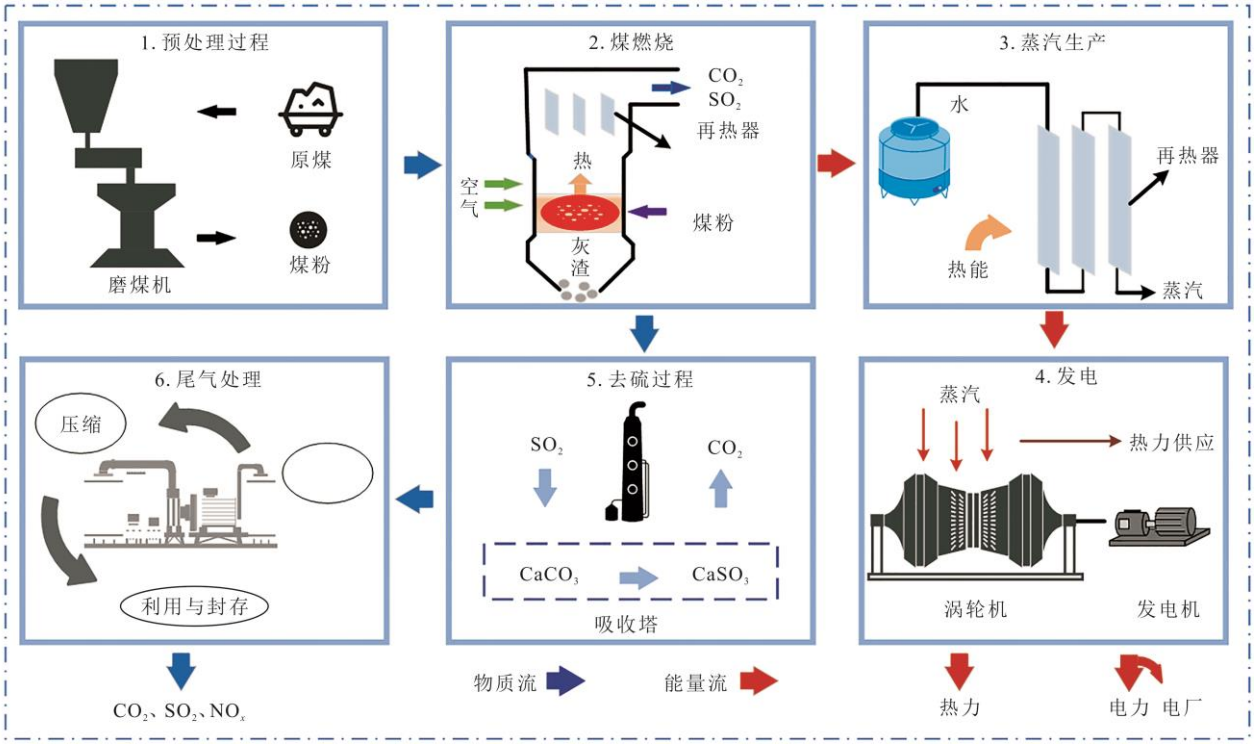


图 1　燃煤电厂发电过程示意

Fig.1 Schematic diagram of the power generation process in coal-fired power plants

在明确 CO_2 排放来源及核算边界的基础上，构建燃煤电厂 CO_2 排放的总体预测框架，如图 2 所示。首先，在特征处理阶段，对燃煤机组历史运行数据进行统一采集，并结合燃煤发电过程机理完成特征筛选与数据整合，形成用于模型建模的多维时间序列数据。在预测模型构建阶段，本文采用 CNN-BiLSTM-Attention 作为 CO_2 排放预测的核心网络结构。其中，CNN 网络用于从多维运行参数时间序列中提取局部特征，通过卷积与池化操作增强特征表达能力并降低冗余信息；提取的特征随后输入 BiLSTM 网络，同时捕捉时间序列的前向与后向依赖关系，从而更充分地表征燃煤机组运行状态与

CO_2 排放变化之间的动态耦合特性。在此基础上，引入注意力机制，对 BiLSTM 输出的时序特征进行自适应加权，突出对 CO_2 排放预测贡献较大的关键时间信息，提高模型对复杂时序特征的建模能力。

为减少人工经验对模型性能的影响，本文通过引入改进开普勒优化算法（improved Kepler optimization algorithm，IKOA）对 CNN-BiLSTM-Attention 模型的关键超参数进行自动优化，实现网络结构与训练参数的协同寻优，从而提升模型预测精度与泛化能力。模型训练完成后，利用测试数据对燃煤电厂 CO_2 排放预测结果进行分析，并通过均方根误差、平均绝对误差、平均绝对百分比误差及 R^2 等评价指标对模型预测性能进行综合评估，以验证所提出方法的有效性与优越性。

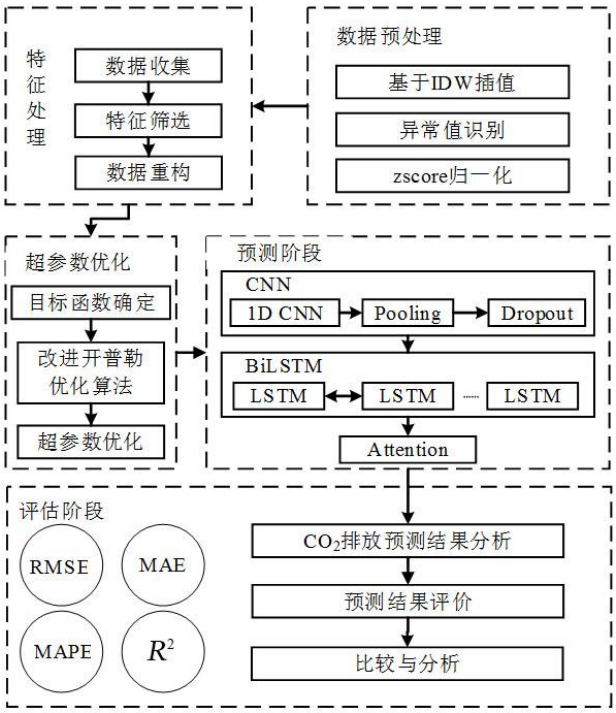


图 2 燃煤电厂 CO_2 排放的总体预测框架
Fig.2 Overall prediction framework for CO_2 emission from coal-fired power plants

1.2 局部特征提取模块

在燃煤电厂实际运行过程中，机组负荷调整及燃料供给调节通常在较短时间尺度内发生，使得运行参数呈现明显的局部波动特征。例如，在负荷升高过程中，给煤量和一次风量会快速变化，从而引起燃烧状态及蒸汽参数的短时扰动。这类局部动态特征对 CO_2 排放变化具有重要影响，但传统时序模型难以有效捕捉。在预测模型前端引入卷积神经网络，通过卷积结构提取燃煤机组运行参数在不同时间尺度下的局部动态特征，为后续时序建模提供有效输入。CNN 的结构组成依次为输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层，图 3 为卷积神经网络示意。

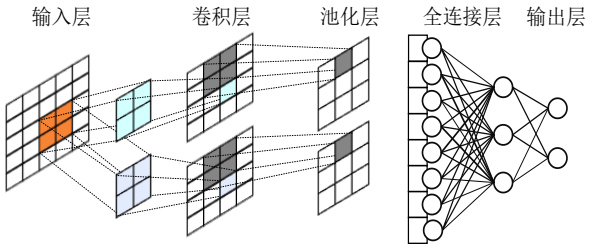


图 3 卷积神经网络示意
Fig.3 Schematic diagram of the convolutional neural network

1.3 时序特征提取模块

燃煤电厂运行过程具有大惯性和大时滞特性。机组负荷变化对燃料消耗和燃烧效率的影响并非瞬时完成，而是经过锅炉、汽轮机及相关辅机系统的逐步响应。因此，某一时刻的 CO_2 排放水平不仅与当前运行状态有关，还受到前后时刻运行条件的共同影响。为准确刻画燃煤机组运行参数与 CO_2 排放之间的长期时序依赖关系，在模型中加入 BiLSTM 神经网络来提高预测精度。

LSTM 神经网络通过引进可以更新的记忆单元来捕捉数据中的长期依赖信息以及包括输入门、遗忘门、更新门、输出门的门控机制。而 BiLSTM 神经网络弥补了 LSTM 神经网络不能有效捕捉反向信息的缺点，其结构如图 4 所示，由正向 LSTM 神经网络和反向 LSTM 神经网络构成。

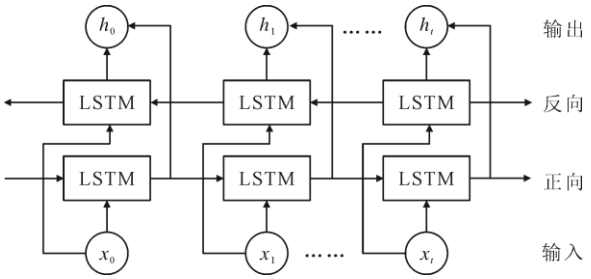


图 4 BiLSTM 神经网络示意
Fig.4 Schematic diagram of the BiLSTM neural network

在任意时刻 t，正向 LSTM 神经网络从 0 到 t 时刻处理数据，反向 LSTM 神经网络从 t 到 0 时刻处理数据，最后合并成为一个输出，表达式为：

$$h_t = \boldsymbol{W}_{\mathrm{L}}[\overrightarrow{h}_t, \overleftarrow{h}_t] + \boldsymbol{b}_{\mathrm{L}} \tag{1}$$

式中：$\overleftarrow{h}_t$ 为 t 时刻反向隐藏层状态；$\overrightarrow{h}_t$ 为 t 时刻正向隐藏层状态；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{L}}$ 为权重矩阵；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{L}}$ 为偏差向量。

1.4 注意力机制

引入注意力机制能够对不同时刻的特征信息进行加权处理，使模型能够自动关注对 CO_2 排放变化贡献较大的关键运行阶段，从而提升预测性能并增强模型的可解释性。但在燃煤电厂实际运行数据存在一定噪声的情况下，注意力机制可能对异常波动赋予较高权重。为此，本文结合数据预处理中的异常值识别与归一化方法，并依托前端的 CNN-BiLSTM 神经网络特征提取过程对时序信息进行平滑处理，从而在一定程度上抑制噪声对注意力权重分配的干扰，提高模型对有效特征的关注能力。

注意力机制如图 5 所示。其中，权重的计算公式为：

$$\boldsymbol{a}_n = \text{soft}\max\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d}}\right) \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{a}_n$ 为注意力权重矩阵；n 为输入序列的长度；d 为查询向量或键向量的维度；$\boldsymbol{Q}$ 为查询向量；$\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}$ 为键向量的转置矩阵。

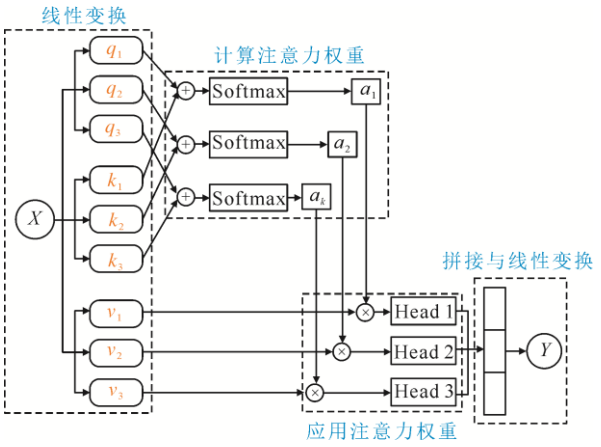


图 5 注意力机制示意

Fig.5 Schematic diagram of the attention mechanism

给值向量赋予相应的权重得到输出序列：

$$\boldsymbol{o}_{n,j} = \boldsymbol{a}_n \boldsymbol{v}_j^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{v}_j^{\mathrm{T}}$ 为值向量的转置矩阵；n 和 j 分别为输入输出向量的位置；$\boldsymbol{o}$ 为最终的输出向量。

1.5 改进的开普勒优化算法

KOA[28]是模拟太阳与行星之间的相互作用，通过开普勒运动定律描述行星绕太阳公转的轨道动力学，利用天体运动的自然定律提供直观的优化方法，其算法流程如图 6 所示。各候选解模拟天体运动，其位置由万有引力定律决定。然而，其中候选解的运动由重力和受控速度决定。这会导致各种缺点，例如搜索效率有限、容易受到局部最优解、早期收敛以及全局和局部搜索工作之间的不平衡。因此，以下主要从行星的初始位置、收敛因子 2 个方面对该算法改进。

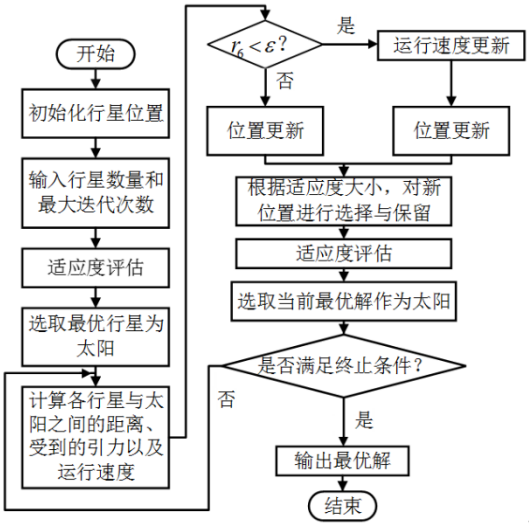


图 6 KOA 流程示意

Fig.6 Process flow diagram of KOA

1.5.1 融合反向学习策略与混沌映射的行星位置初始化

初始坐标的设定对优化算法的求解具有关键影响；混沌映射的引入则能有效增强算法脱离局部极值的能力。此处采用混沌映射来构造混沌序列，具体方法如下：

$$T_{i+1,j} = \begin{cases} T_{i,j}/\alpha, & 0 \leqslant T_{i,j} \leqslant \alpha \\ 1-T_{i,j}/(1-\alpha), & 1-\alpha < T_{i,j} \leqslant 1 \end{cases} \tag{4}$$

式中：$T_{i,j}$ 为针对变量 j 的混沌序列中第 i 个混沌值；α 为控制参数。

结合上述生成的随机序列生成行星的初始位置：

$$Y_{i,j} = l_{\mathrm{b},j} + T_{i,j}(u_{\mathrm{b},j} - l_{\mathrm{b},j}) \tag{5}$$

式中：$Y_{i,j}$ 为第 i 个行星中变量 j 的位置；$u_{\mathrm{b},j}$ 和 $l_{\mathrm{b},j}$ 分别为变量 j 取值的上、下界。

为提高行星初始位置多样性，引入反向学习策略，计算行星的反向位置：

$$P_{i,j} = r_1(l_{\mathrm{b},j} + u_{\mathrm{b},j}) - Y_{i,j} \tag{6}$$

$$P_{i,j} = r_2(u_{\mathrm{b},j} - l_{\mathrm{b},j}) + l_{i,j} \tag{7}$$

式中：$P_{i,j}$ 为行星的反向位置；r_1 和 r_2 均为[0,1]的随机数。当式(6)中的随机位置发生越界时，则利用式(7)进行代替。

将基于混沌映射的所有行星初始位置与混合混沌映射与反向学习策略产生的所有行星初始位置合

并，形成新的行星初始位置序列。将适应度由大至小排序，并依次选取合适个数的位置作为最终的行星初始位置，选取其中适应度最优的行星作为太阳。

1.5.2 改进的收敛因子

行星的位置更新方式极大程度受行星与太阳之间距离的自适应因子影响，自适应因子的计算公式为：

$$h_0 = 1 \Big/ \mathrm{e}^{\beta \cdot r_n} \tag{8}$$

式中：h_0 为自适应因子；r_n 为基于正态分布随机生成的数；β为从 1 到–2 的线性递减因子，其计算公式为：

$$\beta = (b-1)\cdot r_3 + 1 \tag{9}$$

式中：b 为整个优化过程中的收敛因子；r_3 为 0~1 之间的随机生成数。

KOA 的迭代过程并不是线性的，因此线性的收敛因子不能体现出优化的搜索过程，本文基于余弦收敛因子改进的表达式为：

$$b = \begin{cases} b_{\mathrm{f}} + (b_{\mathrm{y}} - b_{\mathrm{f}})\dfrac{[1+\cos((T-1)\pi/(T_{\max}-1))]}{2}, \\ \qquad\qquad T \leqslant T_{\max}/2 \\ b_{\mathrm{f}} + (b_{\mathrm{y}} - b_{\mathrm{f}})\dfrac{[1-|\cos((T-1)\pi/(T_{\max}-1))|]}{2}, \\ \qquad\qquad T_{\max}/2 < T \leqslant T_{\max} \end{cases} \tag{10}$$

式中：b_{f} 与 b_{y} 分别为收敛因子的最终值和起始值；T 为当前迭代次数；$T_{\max}$ 为最大迭代次数。

2 特征分析与模型验证

2.1 数据来源与变量说明

本文基于某 735 MW 燃煤电厂发电机组，相关运行与排放数据来源于电厂分散控制系统（DCS）及污染物在线监测系统，机组采用干式排渣的壁式燃烧锅炉，具备较为成熟和稳定的燃煤燃烧工艺。在机组烟气治理系统中，SO_2 控制采用湿法石灰石−石膏脱硫工艺，NO_x 控制采用选择性催化还原技术，并结合低氮燃烧器及分级送风技术以降低燃烧阶段 NO_x 的生成，颗粒物控制系统采用静电除尘器。选取机组在 2022 年的历史检测数据，时间尺度为小时级。

结合燃煤电厂运行特性及数据可获取性，本文选取机组负荷、SO_2 排放速度、NO_x 排放速度以及环境变量作为模型输入，其中，煤质参数（发热量、水分）波动幅度较小，对 CO_2 排放速度相关性较低，其高位发热量、低位发热量、收到基水分的平均值分别为 28.55 MJ/kg、28.30 MJ/kg、8.50%，各参数信息如表 1 所示。模型输出变量为机组对应时刻的 CO_2 排放速度。上述变量共同构成多变量时序数据集，为后续特征筛选、样本构建及预测模型训练提供基础。

表 1 参数信息
Tab.1 Parameter information

参数	含义
P/MW	机组负荷
V_S/(t h^{-1})	SO_2 排放速度
V_N/(t h^{-1})	NO_x 排放速度
W_U/(m s^{-1})	风速水平分量
W_V/(m s^{-1})	风速垂直分量
T_A/℃	空气温度
P_A/kPa	大气压力
R/mm	降雨量

2.2 数据处理

2.2.1 缺失值处理

反距离权重插值法不依赖于特定的统计模型或分布假设，而是充分挖掘异常场景中的现有信息去捕捉局部特征，以避免大数据整体趋势干扰。对每个有效已知点计算权重：

$$W_i = \frac{1}{(\max(D_i, \varepsilon_0))^p} = \frac{1}{(D_i^{'})^p} \tag{11}$$

式中：D_i'为最终距离；D_i 为插值点与已知点间的距离；p 为用于调整插值平滑度的幂次。对满足距离条件的已知点进行加权平均，得到插值点的值：

$$x_0 = \frac{\sum_{i=1}^{n} W_i x_i}{\sum_{i=1}^{n} W_i} \tag{12}$$

式中：x_0 为插值；x_i 为第 i 个已知点；n 为满足距离条件的已知点数量。

2.2.2 异常值处理及归一化

为了识别原始数据的异常值，使用箱形图计算数据中的最大值和最小值来检测异常值并剔除明显异常的值。为缓解因特征量纲差异导致的权重分配偏差，并降低异常样本对模型的干扰，本文通过数据标准化将各特征值转换至统一量纲。此举有利于提升模型训练效率与预测一致性，增强其鲁棒性。反标准化则是将归一化后的数据还原至原始量纲的过程。采用 Z-score 标准化方法实现该过程：

$$X_n = \frac{X - \mu}{\sigma} \tag{13}$$

式中：X_n 为标准化数据；X 为原始数据；μ为数据的平均值；σ为数据的标准差。

将归一化数据输入模型生成归一化预测后，燃煤机组的 CO_2 排放预测通过式(14)进行逆归一化：

$$X^* = Y^*\sigma + \mu \tag{14}$$

式中：Y^* 为归一化后燃煤机组 CO_2 排放的预测值；X^* 为反归一化后燃煤机组 CO_2 排放的预测值。

2.3 评价指标

为了定量评估所建立模型对燃煤电厂 CO_2 排放速度的预测性能，本文选取均方根误差δ_{RMSE}、平均绝对误差δ_{MAE}、平均绝对百分比误差δ_{MAPE} 以及决定系数 R^2 作为模型评价指标，从误差幅值、相对误差及拟合优度等多个角度对模型预测结果进行综合分析。

均方根误差对较大误差敏感，能够反映模型在极端工况下的预测稳定性：

$$\delta_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{Y}_i - Y_i)^2} \tag{15}$$

平均绝对误差能够直观反映模型在日常运行工况下的平均预测偏差：

$$\delta_{\mathrm{MAE}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|\hat{Y}_i - Y_i| \tag{16}$$

平均绝对百分比误差能够衡量预测误差相对于真实值的相对大小：

$$\delta_{\mathrm{MAPE}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{\hat{Y}_i - Y_i}{Y_i}\right| \times 100\% \tag{17}$$

决定系数 R 反映模型对 CO_2 排放速度变化趋势的拟合能力：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(\hat{Y}_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(\hat{Y}_i - \bar{Y})^2} \tag{18}$$

式中：N 为样本数量；Y_i 为实际值；$\hat{Y}_i$ 为模型预测值；$\bar{Y}_i$ 为样本均值。

2.4 基于 Pearson-Spearson 结合的特征分析

为了降低模型输入维度、减弱冗余特征对预测性能的干扰，并提高模型的泛化能力，本文在数据预处理的基础上，对候选输入变量进行相关性分析。考虑到燃煤电厂运行参数与 CO_2 排放之间可能同时存在近似线性关系和非线性单调关系，本文综合采用 Pearson 相关系数与 Spearman 等级相关系数对特征相关性进行评估。

基于 Pearson 相关系数来衡量任意 2 个特征向量的相关密切程度，计算公式为：

$$\rho_{\mathrm{P}}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = \frac{\mathrm{Cov}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})}{\sigma_x\sigma_y} \tag{19}$$

式中：ρ_{P} 为特征向量 $\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{y}$ 的 Pearson 相关系数；$\mathrm{Cov}(\cdot)$ 为协方差；σ_x 与 σ_y 分别为变量的标准差。

Spearman 等级相关系数通过对原始数据进行秩变换，衡量变量之间的单调相关关系，能够在一定程度上反映非线性相关特征，其计算公式为：

$$\rho_{\mathrm{S}}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = 1 - \frac{6\sum_{i=1}^{n} d_i^2}{n(n^2-1)} \tag{20}$$

式中：ρ_{S} 为特征向量 $\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{y}$ 的 Spearman 相关系数；d_i 为第 i 个样本的秩差；n 为样本数量。

图 7 为机组运行参数、污染物排放速度及环境变量与 CO_2 排放速度之间的混淆相关系数矩阵，其中相关系数取 Pearson 与 Spearman 相关系数绝对值的最大值。由图 7 可见，机组功率与 CO_2 排放速度相关性最强，SO_2 排放速度与 NO_x 排放速度同样与 CO_2 排放呈显著正相关关系，表明机组负荷及主要污染物排放指标是 CO_2 排放变化的主导因素。相比之下，环境变量与 CO_2 排放速度的相关性整体较弱。风速分量、气温、气压及降雨量与 CO_2 排放速度的相关系数均低于 0.35，未表现出显著相关性，说明环境因素对 CO_2 排放的直接影响有限，其中气压、气温的相关系数绝对值均低于 0.2，为降低输入冗余并提高模型泛化性能，剔除环境变量中的气压和气温。

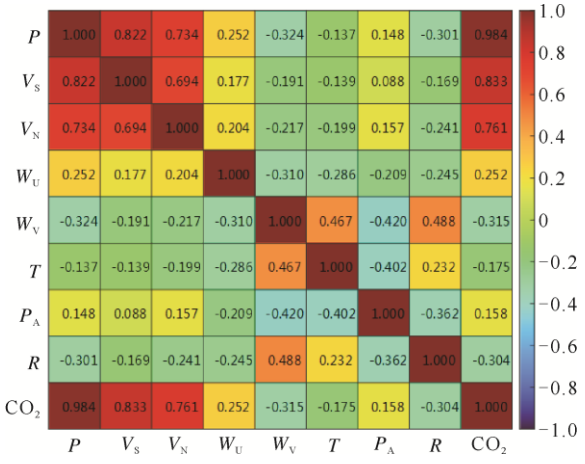


图 7 混淆相关系数矩阵

Fig.7 Confusion correlation coefficient matrix

2.5 不同模型与优化算法预测性能对比分析

2.5.1 神经网络模型预测性能对比

为分析不同神经网络结构对燃煤电厂 CO_2 排放

预测性能的影响，本节基于 2022 年 1 号机组小时级运行数据，分别构建了 LSTM、BiLSTM、CNN-BiLSTM 以及 CNN-BiLSTM-Attention 4 种预测模型，运行数据中 80%用于训练验证，20%用于测试，并对预测结果进行对比分析。不同模型 CO_2 排放预测结果如图 8 所示，不同模型的预测性能评价结果如表 2 所示。

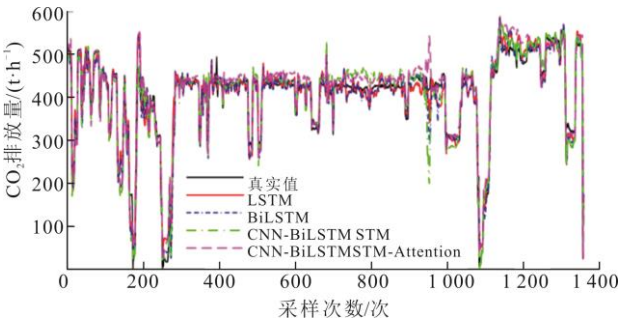


图 8 不同模型 CO_2 排放预测结果对比
Fig.8 CO_2 emission prediction results of different models

表 2 不同模型 CO_2 排放预测性能对比
Tab.2 Comparison of CO_2 emission prediction performance of different models

模型	δ_{RMSE}/(t·h^{-1})	δ_{MAE}/(t·h^{-1})	δ_{MAPE}/%	R^2
LSTM	26.261 0	18.550 9	22.86	0.933 9
BiLSTM	26.039 3	17.985 1	19.75	0.935 0
CNN-BiLSTM	25.429 3	16.898 7	10.54	0.938 1
CNN-BiLSTM-Attention	24.329 2	17.809 4	16.97	0.943 3

由图 8 和表 2 可见，LSTM 模型能够在一定程度上刻画 CO_2 排放速度的时序变化特征，但在负荷波动较大及污染物排放变化较为剧烈的工况下，预测误差相对较大。相比之下，BiLSTM 模型通过引入双向时序信息，有效利用了历史与未来状态对当前预测的共同影响，在各指标上均较 LSTM 模型有所改善。

在 BiLSTM 的基础上进一步引入 CNN 结构后，模型对局部时序特征的提取能力显著增强。CNN-BiLSTM 模型在各项评价指标上均优于单一 BiLSTM，尤其在机组负荷快速变化及 SO_2、NO_x 排放波动较为频繁的时段，预测结果更加稳定。这表明卷积结构在捕捉燃煤电厂运行参数与 CO_2 排放之间的短期依赖关系方面具有明显优势。

进一步引入 Attention 机制后，模型在各评价指标上均取得最优预测性能。Attention 机制能够对不同时间步特征的贡献进行自适应加权，使模型更加关注对 CO_2 排放预测起关键作用的运行状态，从而有效提升了模型对复杂非线性关系的刻画能力。

2.5.2 改进优化算法效果分析

为验证所提出改进算法 IKOA 在模型超参数优化中的有效性与稳定性，选取遗传算法（genetic algorithm，GA）、鲸鱼优化算法（whale optimization algorithm，WOA）、KOA 以及 IKOA 对 CNN-BiLSTM-Attention 模型的关键超参数进行优化对比。优化对象包括 BiLSTM 隐含神经元数、卷积神经元数、Dropout 以及学习率，其搜索范围分别设定为[16,64]、[16, 64]、[0.1, 0.5]、和[0.000 01, 0.000 10]。以验证集上的均方根误差作为适应度函数。各超参数的优化结果如表 3 所示。

表 3 模型超参数优化结果
Tab.3 Optimization results of hyperparameters

算法	神经元	卷积通道	Dropout	学习率/($\times10^{-4}$)
WOA	62	56	0.319 7	10.000 0
GA	50	42	0.124 2	7.086 0
KOA	61	59	0.182 6	6.203 3
IKOA	47	64	0.100 0	10.000 0

各算法收敛曲线如图 9 所示。由图 9 可见，GA 和 WOA 均能够在搜索过程中有效降低模型误差，其最优均方根误差分别为 22.807 2、21.594 6 t/h，表明 2 种算法在连续参数空间内具有一定的全局搜索能力。然而，WOA 的收敛速度相对较慢，且在后期容易陷入局部最优；GA 虽然在前期收敛较快，但在中后期搜索精度受限。KOA 算法最终适应度为 22.136 0 t/h，介于 GA 与 WOA 之间，相比之下，IKOA 的初始适应度为 24.421 0 t/h，优于 KOA 的 26.150 2 t/h，这得益于混沌反向学习初始化提供的优质初始种群。在迭代前期，IKOA 仅用 8 次迭代便将适应度降低至 23.232 7 t/h，而 KOA 需 11 次迭代才降低至 23.853 0 t/h。若以相同的适应度阈值 23.850 0 t/h 为参考，IKOA 在第 8 次迭代时已达到 23.230 0 t/h，快于 KOA 的第 11 次迭代。此外，IKOA 在第 28 次迭代时达到 21.984 3 t/h，而 KOA 在第 61 次迭代后才到 22.136 0 t/h，IKOA 以更少的迭代次数获得了更低的适应度，表明改进后的余弦收敛因子有效加速了前期搜索。此外，KOA 在第 61 次迭代后适应度稳定在 22.136 0 t/h，后续 39 次迭代再无改善，表明其陷入了局部最优。而 IKOA 在第 28 次迭代达到 21.984 3 t/h 后，并未停止搜索，得益于余弦收敛因子在迭代后期仍能维持一定的种群多样性，IKOA 算法在 28~80 次迭代之间继续探

索，最终在第 80 次迭代获得 21.584 1 t/h 的更优解，相比 KOA 的最终值降低了 0.551 9 t/h。即使与 WOA 的最优值 21.594 6 t/h 相比，IKOA 也略有优势。更重要的是，IKOA 在 80 次迭代后仍呈现下降趋势，而 KOA 和 WOA 均已提前停滞。这充分证明 IKOA 具备更强的跳出局部最优的能力。

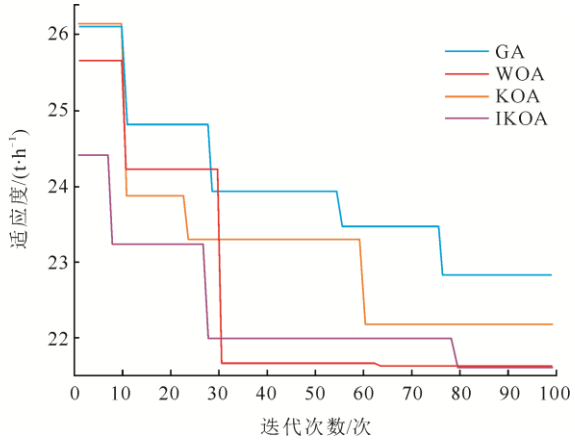


图 9 不同算法适应度收敛曲线对比
Fig.9 Fitness convergence curves of different algorithms

综上所述，在相同模型结构与参数约束条件下，IKOA 在超参数寻优效率及收敛稳定性方面均优于其他对比算法，为后续燃煤电厂 CO_2 排放预测模型的构建提供了可靠的参数配置基础。

3 燃煤电厂 CO_2 排放模型预测泛化能力分析

3.1 跨机组泛化分析

为验证所建模型在不同机组之间的泛化能力，选取同一电厂内 2 台同容量燃煤机组作为研究对象。2 台机组额定功率均为 735 MW，采用相同的干式排渣的壁式燃烧锅炉及石灰石−石膏湿法脱硫工艺，设计煤种相同，均属烟煤，主要技术参数基本一致。以 1 号机组的历史运行数据为训练样本，构建 CO_2 排放预测模型，并将训练完成的模型直接用于 2 号机组的 CO_2 排放预测，以评估模型在同容量、同技术类型不同机组应用场景下的预测性能。

图 10 给出了模型在 2 号机组上的 CO_2 排放预测结果，表 4 为 2 台机组 CO_2 排放预测性能评价。由表 4 可知，不同机组预测条件下模型的均方根误差与平均绝对值误差与同机组预测结果基本保持一致，表明模型在不同机组间具有较好的稳定性。同时，模型在 2 号机组的平均绝对百分比误差由 13.66%降低至 10.80%，决定系数 R^2 由 0.946 提升至 0.966，整体预测性能反而有所改善。

所构建模型并未过度依赖单一机组的个体特征，而是有效学习了燃煤机组在相同容量和炉型条件下“运行状态−排放响应”的共性规律。由于 SO_2 与 NO_x 排放速度在一定程度上反映了燃煤品质及燃烧组织状态，模型能够通过这些运行参数对不同机组的 CO_2 排放特性进行间接刻画，从而实现同容量机组条件下的准确预测。从物理关联角度来看，SO_2 排放速度直接受入炉煤含硫量控制，其动态变化是对燃煤硫分波动的实时映射；NO_x 的生成则与炉膛燃烧温度及氧量分布密切相关，能够间接表征燃烧过程的组织强度与过量空气系数变化。因此，在缺乏实时煤质参数（如碳含量、发热量）直接监测的条件下，SO_2 与 NO_x 排放速度的时序特征作为有效的补偿性代理变量，增强了模型对不同煤种燃烧状态差异的感知能力，进而提升了模型在不同机组及变煤种工况下的泛化适应性与鲁棒性。

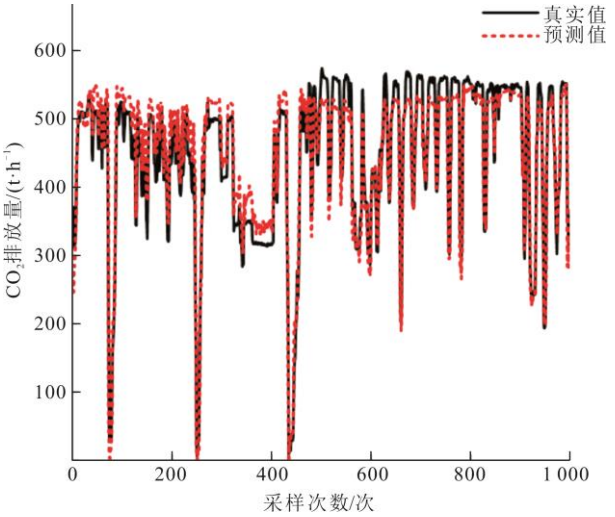


图 10　2 号机组 CO_2 排放预测结果
Fig.10 CO_2 emission prediction results for unit 2

表 4 不同机组 CO_2 排放预测性能评价
Tab.4 Evaluation of CO_2 emission prediction performance for different units

机组	δ_{RMSE}/(t·h^{-1})	δ_{MAE}/(t·h^{-1})	δ_{MAPE}/%	R^2
1 号机组	23.701 5	18.004 6	13.66	0.946 2
2 号机组	23.533 1	18.088 2	10.80	0.966 3

3.2 跨年泛化分析

为进一步验证所建模型在时间尺度变化条件下的泛化能力，开展不同年 CO_2 排放预测分析。以燃煤机组在 2022 年历史运行数据作为训练样本，构建 CO_2 排放预测模型，并将 2023 年的数据作为检验样本，以评估模型在不同年度应用场景下的预

测性能。

随着年份的变化，机组运行环境及工况相较于单一年度可能发生变化，包括环境气象条件变化以及运行策略调整等因素，这些变化均可能对 CO_2 排放特性产生影响。因此，该算例能较好地反映模型在实际长期运行场景中的适应能力。

图 11 给出了模型在不同年预测条件下的 CO_2 排放预测结果。从整体趋势来看，模型能够较好地跟踪 CO_2 排放速度的年度变化规律，在大多数运行时段内预测曲线与真实值保持较高一致性。在机组负荷平稳运行阶段，预测误差相对较小；而在部分负荷调整频繁的时段，预测误差有所增大。

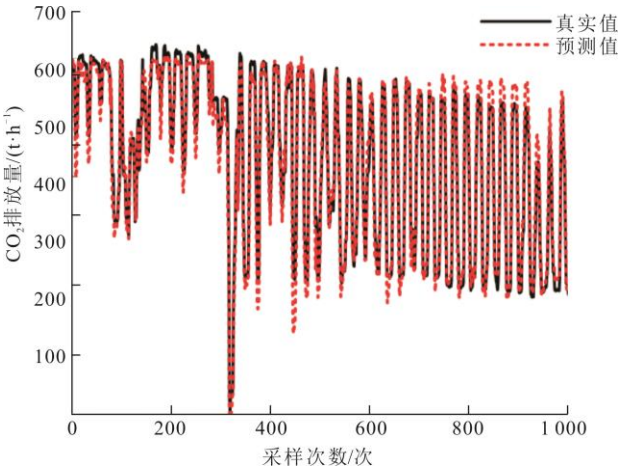


图 11 2023 年 CO_2 排放预测结果

Fig.11 CO_2 emission forecast results in 2023

表 5 列出了不同年预测条件下的主要评价指标。与同年度预测结果相比，模型在不同年预测场景下的均方根误差、平均绝对值误差及平均绝对百分比误差均有所上升，R^2 值略有下降，但整体预测性能仍保持在较高水平。这表明，尽管年份变化引入了额外的不确定性，所建模型仍具有较好的时间泛化能力。

表 5 不同年 CO_2 排放预测性能评价

Tab.5 Evaluation of CO_2 emission prediction performance in different years

时间	δ_{RMSE}/(t h^{-1})	δ_{MAE}/(t h^{-1})	δ_{MAPE}/%	R^2
2022 年	23.701 5	18.004 6	13.66	0.946 2
2023 年	27.956 1	20.541 9	14.39	0.937 1

3.3 跨时间段泛化分析

为进一步验证所建模型在非连续时间段条件下的泛化能力，开展不同时段 CO_2 排放预测分析。选取某燃煤机组在过去一年中连续运行的前 6 个月（1—6 月）的数据作为训练样本，构建 CO_2 排放预测模型，并将其余 6 个月（7—12 月）的数据作为模型的检验样本，以评估模型在季节性变化及工况差异条件下的适应能力。7—12 月 CO_2 排放预测结果如图 12 所示，表 6 为 CO_2 排放预测性能评价。

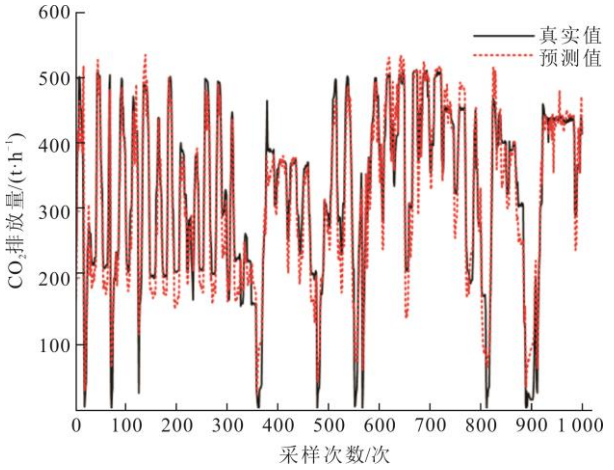


图 12 7—12 月 CO_2 排放预测结果

Fig.12 CO_2 emission forecast results from July to December

表 6 非连续 CO_2 排放预测性能评价

Tab.6 Performance evaluation for discontinuous CO_2 emission prediction

时间	δ_{RMSE}/(t h^{-1})	δ_{MAE}/(t h^{-1})	δ_{MAPE}/%	R^2
1—6 月	33.139 1	27.537 8	9.94	0.915 9
7—12 月	36.663 5	28.458 3	43.45	0.900 8

由图 12 和表 6 可以看出，7—12 月模型均方根误差为 36.663 5 t/h，较 1—6 月的 33.139 1 t/h 上升 10.6%；平均绝对值误差为 28.458 3 t/h，较 1—6 月的 27.537 8 t/h 上升 3.3%，上升幅度均较为有限，且 2 个时段的决定系数 R^2 均保持在 0.90 以上，表明模型在整体趋势和波动特征的刻画方面仍具有较好的稳定性。然而，7—12 月模型的平均绝对百分比误差由 9.94%显著上升至 43.45%，其上升幅度远大于均方根误差和平均绝对值误差。进一步统计 CO_2 排放速度的分布特征可知，1—6 月排放均值为 463.50 t/h，标准差 150.9，而 7—12 月排放均值降至 386.41 t/h，标准差 128.2，下半年排放水平整体下移。从数值层面分析，平均绝对百分比误差的急剧升高在很大程度上是当真实值处于较低区间时，相同的绝对误差会表现为更高的百分比误差。从实际运行角度分析，下半年排放均值的系统性下降是运行边界发生漂移的直接体现。受夏季用电高峰后的电网调峰需求以及冬季供热期前的机组轮换检修影响，燃煤机组在下半年长期处于低负荷运行状态，导致单位时间内的燃煤消耗量及 CO_2 排放强度整体降低。这种运行工况分布的改变使得测试样本

的统计特征显著偏离训练集，模型在低负荷区间的映射关系未能得到充分学习，从而表现为相对预测误差的增大。总体而言，尽管跨季节运行边界漂移对百分比误差指标造成了一定影响，但模型在趋势追踪和绝对误差控制方面仍保持了较好的稳定性。

4 结　论

本文针对燃煤电厂 CO_2 排放预测问题，基于可实时获取的机组运行参数，构建了融合改进开普勒优化算法与深度神经网络的 CO_2 排放预测模型，并通过多种泛化场景对模型性能进行了验证，主要结论如下。

1）构建了一种不依赖直接测量 CO_2 排放速度的燃煤电厂 CO_2 排放预测模型。本文选取机组负荷、SO_2 与 NO_x 排放速度及环境变量作为输入特征，建立了燃煤机组运行状态与 CO_2 排放之间的非线性映射关系。仿真结果表明，该特征体系能够有效表征燃烧过程与排放特性，为燃煤电厂 CO_2 排放的在线预测与间接评估提供了一种可行途径。

2）所提模型在 CO_2 排放预测中表现出优异的特征提取能力。通过对多种神经网络结构及不同优化算法的结果对比分析表明，引入 CNN 与 Attention 机制能够增强模型对多时间尺度特征和关键运行状态的提取能力，而改进的开普勒优化算法可有效提升模型超参数配置的合理性。

3）所提模型在跨机组与跨时段预测中具有良好的泛化能力，具有一定的工程推广价值。同容量机组间的跨机组预测结果表明，模型能够较好地迁移至不同机组，反映出其对燃煤机组共性运行规律的学习能力；而跨时段预测结果表明，季节变化及负荷波动会对预测误差产生显著影响。

[参 考 文 献]

[1] 刘克峰, 董卫刚, 胡雪生, 等. 推动二氧化碳捕集、输送、应用和封存发展的政策和举措[J]. 化工进展, 2025, 44(9): 4879.
Liu K F, Dong W G, Hu X S, et al. Policies and measures to promote the development of CCUS[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2025, 44(9): 4879.

[2] 涂可致,王祥曦,李显,等. 燃煤电站 CO_2 排放核算研究进展[J]. 全球能源互联网, 2026, 9(2): 237.
Tu K Z, Wang X X, Li X, et al. Research progress on CO_2 emissions and accounting in coal-fired power plants[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2026, 9(2): 237.

[3] Liu J M, Li J Y, Chen Y, et al. Multi-scale urban passenger transportation CO_2 emission calculation platform for smart mobility management[J]. Applied Energy, 2023, 331: 120407.

[4] 刘科, 杨兴森, 王太, 等. 基于实时监测的燃煤机组碳排放特性研究[J]. 热力发电, 2022, 51(10): 47.
Liu K, Yang X S, Wang T, et al. Research on carbon emission characteristics of coal-fired units based on real-time monitoring[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(10): 47.

[5] 王萍萍, 赵永椿, 张军营, 等. 双碳目标下燃煤电厂碳计量方法研究进展[J]. 洁净煤技术, 2022, 28(10): 170.
Wang P P, Zhao Y C, Zhang J Y, et al. Research progress on carbon measurement methods of coal-fired power plants under the background of carbon neutrality[J]. Clean Coal Technology, 2022, 28(10): 170.

[6] Liu Z H, Ning Z Y, Zhou Q L, et al. Effects of external stress on high-temperature corrosion behavior of T92 ferrite steel with Na_2SO_4-K_2SO_4 molten salts[J]. Oxidation of Metals, 2022, 97(1): 141.

[7] 中华人民共和国中央人民政府. 我国今年将制定 2030 年前碳排放达峰行动方案[EB/OL]. 北京: 新华社, (2021-03-06)[2021-03-06]. https://www.gov.cn/zhengce/2021-03/06/content_5590830.htm.
The Central People's Government of the People's Republic of China. China will formulate an action plan to peak carbon emissions before 2030 this year[EB/OL]. Beijing: Xinhua News Agency, (2021-03-06)[2021-03-06]. https://www.gov.cn/zhengce/2021-03/06/content_5590830.htm.

[8] 郭军军, 张泰, 李鹏飞, 等. 中国煤粉富氧燃烧的工业示范进展及展望[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(4): 1197.
Guo J J, Zhang T, Li P F, et al. Industrial demonstration progress and trend in pulverized coal oxy-fuel combustion in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(4): 1197.

[9] 龙芸. 燃煤电厂 CO_2 排放计算模型与方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016: 15.
Long Y. Study on calculation model and method of carbon dioxide emissions for coal-fired power plant[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016: 15.

[10] 张安安, 周奇, 李茜, 等. "双碳"目标下火电厂 CO_2 计量技术研究现状与展望[J]. 发电技术, 2024, 45(1): 51.
Zhang A A, Zhou Q, Li Q, et al. Research status and prospect of CO_2 accounting technology in thermal power plant under the goal of dual carbon[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(1): 51.

[11] 吴昊, 任鑫, 朱俊杰. 发电行业二氧化碳排放监测技术现状与综述[J]. 热力发电, 2023, 52(7): 1.
Wu H, Ren X, Zhu J J. Current situation and review of carbon dioxide emission monitoring technology in power generation industry[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(7): 1.

[12] 包放. 燃煤电厂碳排放核算技术体系研究与应用[J]. 能源与节能, 2023(9): 94.
Bao F. Research and application of carbon emission accounting technology system for coal-fired power plants[J]. Energy and Energy Conservation, 2023(9): 94.

[13] Bryant R, Bundy M, Zong R. Evaluating measurements of carbon dioxide emissions using a precision source: a natural gas burner[J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 2015, 65(7): 863.

[14] 王明, 周志兴, 封明敏, 等. 火电机组实测法 CO_2 排放监测模型及准确性验证[J]. 煤化工, 2022, 50(2): 18.
Wang M, Zhou Z X, Feng M M, et al. Online CO_2 emission monitoring system for coal-fired power plant based on direct measurement and its accuracy

verification[J]. Coal Chemical Industry, 2022, 50(2): 18.
[15] Quick J C. Carbon dioxide emission tallies for 210 US coal-fired power plants: a comparison of two accounting methods[J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 2014, 64(1): 73.
[16] Chen J C, Zheng L, Che W Y, et al. A method for measuring carbon emissions from power plants using a CNN-LSTM-Attention model with Bayesian optimization[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2024, 63: 105334.
[17] Leerbeck K, Bacher P, Junker R G, et al. Short-term forecasting of CO_2 emission intensity in power grids by machine learning[J]. Applied Energy, 2020, 277: 115527.
[18] 刘淳森, 曲建升, 葛钰洁, 等. 基于LSTM模型的中国交通运输业碳排放预测[J]. 中国环境科学, 2023, 43(5): 2574.
Liu C S, Qu J S, Ge Y J, et al. LSTM model-based prediction of carbon emissions from China's trans portation sector[J]. China Environmental Science, 2023, 43(5): 2574.
[19] Ma Y F, He P J, Lü F, et al. Machine learning-based prediction of the CO_2 concentration in the flue gas and carbon emissions from a waste incineration plant[J]. ACS ES&T Engineering, 2024, 4(3): 737.
[20] Bakay M S, Ağbulut Ü. Electricity production based forecasting of greenhouse gas emissions in Turkey with deep learning, support vector machine and artificial neural network algorithms[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 285: 125324.
[21] Wen L, Cao Y. Influencing factors analysis and forecasting of residential energy-related CO_2 emissions utilizing optimized support vector machine[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 250: 119492.
[22] 林枫, 丁红蕾, 魏超杰, 等. 基于主成分分析-神经网络的燃煤电厂二氧化碳排放预测[J]. 中国电机工程学报, 2026, 46(1): 305.
Lin F, Ding H L, Wei C J, et al. CO_2 emission prediction of coal-fired power plants with principal component analysis and neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2026, 46(1): 305.
[23] 孙尊强, 田一淳, 苏楠, 等. 基于多源数据及机器学习的电厂CO_2排放计量与预测[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2025, 53 (11): 52.
Sun Z Q, Tian Y C, Su N, et al. CO_2 emission measurement and forecasting for power plants based on multi-source data and machine learning[J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition), 2025, 53(11): 52.
[24] Xia Y, Sun G, Wang Y, et al. A novel carbon emission estimation method based on electricity-carbon nexus and non-intrusive load monitoring[J]. Applied Energy, 2024, 360: 122773.
[25] Wang X, Yan C, Liu W, et al. Research on carbon emissions prediction model of thermal power plant based on SSA-LSTM algorithm with boiler feed water influencing factors[J]. Sustainability, 2022, 14(23): 15988.
[26] Wang Z, Peng X, Zhou H, et al. A dynamic modeling method using channel-selection convolutional neural network: a case study of NO_x emission[J]. Energy, 2024, 290: 130270.
[27] Wang Z, Zhou H, Peng X, et al. A predictive model with time-varying delays employing channel equalization convolutional neural network for NO_x emissions in flexible power generation[J]. Energy, 2024, 306: 132495.
[28] Abdel-Basset M, Mohamed R, Abdel Azeem S A, et al. Kepler optimization algorithm: a new metaheuristic algorithm inspired by Kepler's laws of planetary motion[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 268: 110454.

（责任编辑　杜亚勤）