DOI: 10.19666/j.rlfd.202601055

基于改进 NSGA-II 算法的单塔双循环脱硫系统运行策略优化

赵 征[1]，姜贵文[1]，唐新宇[2]，贺 朋[2]
（1. 华北电力大学自动化系，河北 保定 071003；
2. 天津中材工程研究中心有限公司，天津 300000）

［摘 要］【目的】针对燃煤电厂单塔双循环湿法脱硫系统运行中出口 SO_2 排放波动大及脱硫成本偏高的问题，提出一种基于预测模型与多目标优化算法相结合的混合优化策略，旨在实现系统环保达标与经济运行的双赢。【方法】首先，构建基于 Transformer 与双向长短时记忆网络（BiLSTM）相融合的预测模型，并创新性地采用改进黑翅鸢算法对该模型的关键超参数进行寻优，以克服经验调参的局限性并提升出口 SO_2 质量浓度的预测精度；其次，建立综合考虑出口 SO_2 质量浓度和系统脱硫成本的多目标优化模型，并采用改进 NSGA-II 算法进行求解，得到可控变量的设定值。【结果】实验结果表明，改进黑翅鸢算法优化的 Transformer-BiLSTM 预测模型在均方根误差、平均绝对误差和平均绝对百分比误差指标上均优于 BiLSTM、CNN-BiLSTM 和 Transformer-BiLSTM 模型；同时，经改进 NSGA-II 算法优化求解，系统得到了兼顾环保与经济的帕累托最优解。【结论】该混合优化策略有效降低了出口 SO_2 质量浓度和脱硫成本，验证了所提方法在实现环保与经济运行方面的有效性。

［关 键 词］单塔双循环；Transformer；双向长短时记忆神经网络；多目标优化；改进 NSGA-II 算法

［引用本文格式］赵征，姜贵文，唐新宇，等. 基于改进 NSGA-II 算法的单塔双循环脱硫系统运行策略优化[J]. 热力发电，2026, 55(8): 21. Zhao Z, Jiang G W, Tang X Y, et al. Optimization of operation strategy for single-tower double-loop desulfurization system based on improved NSGA-II algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(8): 21.

Optimization of operation strategy for single-tower double-loop desulfurization system based on improved NSGA-II algorithm

Zhao Zheng[1], Jiang Guiwen[1], Tang Xinyu[2], He Peng[2]
(1. Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;
2. Tianjin Sinoma Engineering Research Center Co., Ltd., Tianjin 300000, China)

Abstract: [Objective] Driven by stringent environmental regulations, coal-fired power plants urgently require highly efficient and intelligent emission control technologies. The widely utilized single-tower dual-loop wet flue gas desulfurization (WFGD) system often faces significant challenges during practical operation, notably severe fluctuations in sulfur dioxide (SO_2) emissions at the system outlet and high desulfurization costs. These issues primarily stem from the system's complex nonlinear dynamics, large inertia, and time-delay characteristics. To address these operational bottlenecks, this study proposes a novel hybrid optimization strategy integrating an advanced deep-learning prediction model with a multi-objective optimization algorithm. The primary goal is to achieve a win-win operational paradigm, ensuring strict environmental compliance while simultaneously minimizing economic expenditures. [Methods] The proposed strategy is implemented through a systematic two-stage framework. First, a predictive model is constructed by fusing the Transformer architecture with a bidirectional long short-term memory (BiLSTM) network. The Transformer effectively captures global long-range dependencies of operational data, while the BiLSTM extracts complex bidirectional temporal features. To overcome the limitations of empirical hyperparameter tuning, an improved black-winged kite algorithm (BKA) is introduced. This

收 稿 日 期：2026-01-21 修 回 日 期：2026-03-19 接 受 日 期：2026-03-27 网络首发日期：2026-04-30
基 金 项 目：国家自然科学基金项目（52276007）；天津市重点研发计划项目（25YFKFYS00190）
Supported by: National Natural Science Foundation of China (52276007); Key Research and Development Program of Tianjin (25YFKFYS00190)
第一作者简介：赵征（1978），女，副教授，博士，主要研究方向为热工过程建模与控制，zheng_zhao@ncepu.edu.cn。

heuristic algorithm systematically optimizes the model's key hyperparameters, significantly enhancing the forecasting accuracy of the outlet SO_2 concentration. Second, a comprehensive multi-objective optimization model is established, taking into account both the predicted outlet SO_2 concentration and the system's overall desulfurization costs as conflicting objectives. To solve this complex trade-off problem, an improved non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) is applied to optimize operational parameters and derive precise setpoints for key controllable variables. [Results] Extensive experimental results demonstrate that the improved BKA-optimized Transformer-BiLSTM prediction model achieves superior performance. It significantly outperforms baseline models, including standard BiLSTM, CNN-BiLSTM, and the unoptimized Transformer-BiLSTM, across critical evaluation metrics such as root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), and mean absolute percentage error (MAPE). Furthermore, by utilizing the improved NSGA-II algorithm, the optimization system successfully outputs a set of well-distributed Pareto optimal solutions. These solutions effectively balance environmental protection and economic efficiency, providing power plant operators with a diverse range of flexible control strategies tailored to varying load conditions. [Conclusion] The proposed hybrid optimization strategy proves highly effective in the intelligent management of the single-tower dual-loop WFGD system. By integrating accurate deep learning predictions with robust multi-objective optimization, the strategy successfully mitigates outlet SO_2 fluctuations and substantially reduces desulfurization costs. This research rigorously validates the framework's ability to achieve a balance between environmental protection and economic efficiency, offering a practical technical reference for upgrading industrial emission control systems.

Key words: single-tower dual-loop; Transformer; bidirectional long short-term memory neural network; multi-objective optimization; improved NSGA-II

电力是国家经济和社会发展的重要基础，对经济的可持续发展具有重要意义。2024 年我国火电机组装机容量占比达 43%[1]，其燃烧过程中产生大量 SO_2，并伴随多种有害气体、粉尘及固体废弃物的排放[2]。产生的废气若不进行有效处理，容易导致空气中 SO_2 质量浓度超标。石灰石−石膏湿法脱硫（wet flue gas desulfurization, WFGD）系统因其脱硫效率高、技术成熟，已被广泛应用于燃煤电厂烟气脱硫。然而在实际应用中，为了满足超低排放要求，以单塔双循环为代表的脱硫工艺，传统的人工经验操作往往通过提高供浆量或加大设备运行功率来保证排放达标，导致脱硫系统脱硫成本增加。因此，如何在确保污染物达标排放的同时，实现脱硫系统的经济运行，已成为当前研究的重要课题。

建立较为准确的预测模型是对脱硫系统进行优化的基础，在此基础上进一步对系统运行参数进行优化。Guo Y 等[3]开发了一种结合数学模型和人工神经网络的新型 WFGD 模型来预测 SO_2 排放量，通过 WFGD 模型估算了对应的实时脱硫成本，并采用 PSO 算法寻找模型最优解。马永涛等[4]使用长短时记忆（LSTM）神经网络建立出口 SO_2 质量浓度预测模型，基于该模型结合多目标粒子群优化算法，进一步对脱硫系统相关参数开展多目标优化。李兆北等[5]建立出口 SO_2 质量浓度预测模型，采用 NSGA-II-MOPSO 算法建立混合优化模型得到可变操纵量的设定值。肖祥武等[6]提出一种基于信息物理融合和 XGBoost-MPGA 的脱硫系统运行优化方法，构建 XGBoost 脱硫效率回归模型作为脱硫变动成本函数的变量，采用 MPGA 算法搜索脱硫变动成本的最小值，并确定与之对应的最优脱硫效率；在此基础上，对脱硫效率回归模型进行反向求解，获得液气比、吸收塔浆液 pH 值以及吸收塔液位的最优设定。上述建模方法均存在对数据的挖掘不够深入，不能同时捕捉序列全局特征和时序动态，优化方法在优化运行参数时容易陷入局部最优。

对此，本文提出了一种基于改进黑翅鸢优化算法优化 Transformer-双向长短时记忆神经网络（GBKA-Transformer-BiLSTM）建立湿法脱硫系统出口 SO_2 质量浓度模型，同时提出改进 NSGA-II 算法，将该算法与出口 SO_2 质量浓度模型和脱硫成本模型相结合建立多目标优化模型，最后得到可操控变量的最优设定值，从而实现脱硫系统的环保性和经济性协调统一。

1 单塔双循环脱硫系统

1.1 脱硫工艺流程及原理

单塔双循环[7]技术通过构建两级独立的浆液循环回路，使烟气在吸收塔内历经两次 SO_2 脱除。一级循环的主要作用是增强亚硫酸钙的氧化效率，同时促进石灰石的溶解；二级循环确保 SO_2 的最终脱除率满足排放标准。两级循环分别配置独立的循环泵和浆池，既明确了各段分工，又增强了系统的可靠性，为系统的长期稳态运行奠定了基础。单塔双循环脱硫系统的工艺流程如图 1 所示。

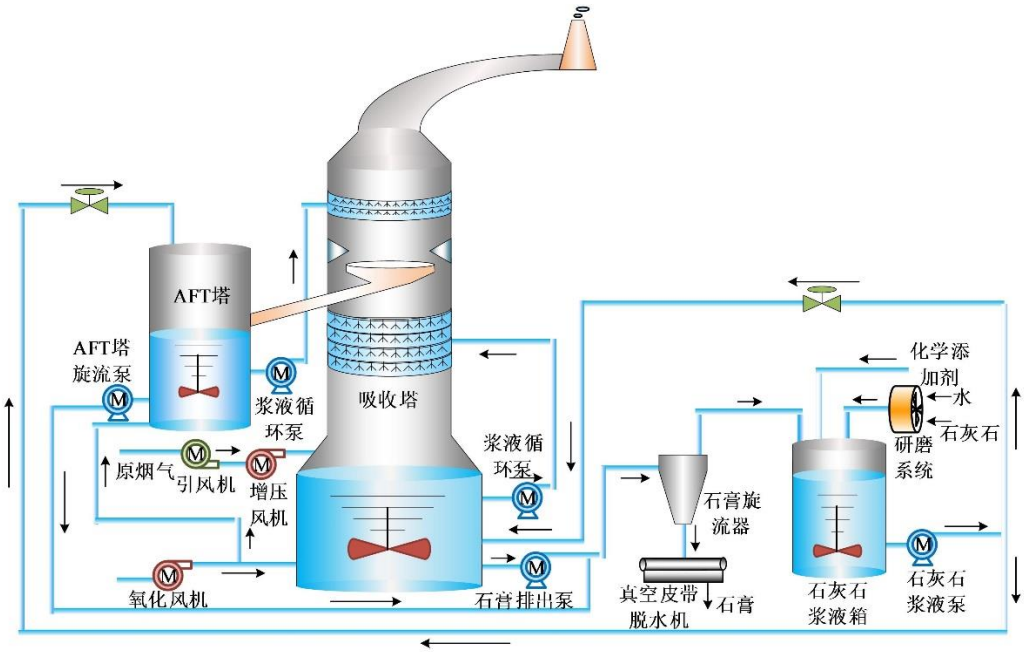


图 1　单塔双循环脱硫系统

Fig.1 Single-tower desulfurization system with double loops

单塔双循环系统涉及的化学反应[8]如下。

1）SO_2 吸收：

$$SO_2 + H_2O \leftrightarrow H^+ + HSO_3^- \leftrightarrow 2H^+ + SO_3^{2-} \quad (1)$$

2）石灰石溶解与中和：

$$CaCO_3 + H^+ \rightarrow Ca^{2+} + HCO_3^- \quad (2)$$

$$H^+ + HCO_3^- \rightarrow H_2O + CO_2 \quad (3)$$

3）氧化反应：

$$HSO_3^- + 1/2O_2 \rightarrow H^+ + SO_4^{2-} \quad (4)$$

$$SO_3^{2-} + 1/2O_2 \rightarrow SO_4^{2-} \quad (5)$$

4）石膏结晶：

$$Ca^{2+} + SO_4^{2-} + 2H_2O \rightarrow CaSO_4 \cdot 2H_2O \quad (6)$$

1.2 出口 SO_2 质量浓度影响因素

由于 WFGD 系统复杂，影响脱硫系统出口 SO_2 质量浓度的因素较多，主要因素如下。

1）机组负荷

机组负荷是影响脱硫系统运行状态的基础变量。负荷的变化将直接引起烟气温度及原烟气 SO_2 质量浓度等关键参数的波动，对脱硫系统的整体运行工况和最终效率产生显著影响。

2）液气比

液气比指洗涤单位体积烟气所需的循环浆液体积。提高液气比可显著增大有效气液接触面积，加快反应速率，进而提高脱硫效率。然而，脱硫效率随液气比的增加起初呈非线性增长，当超过临界阈值后，效率增长趋于平缓。

3）烟气流量

烟气流量的变化对脱硫效率具有双重影响。一方面，烟气流量的增大导致液气比减小，从而引起脱硫效率的下降；另一方面，烟气流量增加会提高塔内烟气流速，促进传质和反应速率，对脱硫效率产生有利影响。通常情况下，液气比降低带来的负面影响占主导地位，因此在浆液循环量恒定条件下，烟气流量增加会导致脱硫效率下降。

4）入口烟气 SO_2 质量浓度

入口 SO_2 质量浓度作为系统的主要外部扰动，对效率影响显著。尽管 SO_2 质量浓度升高增大了气液传质的驱动力，但同时也加速了 $CaCO_3$ 的消耗，导致浆液 pH 值迅速下降，使脱硫效率下降。

5）浆液 pH 值

浆液 pH 值是控制出口 SO_2 质量浓度的关键控制参数。低 pH 值会导致 SO_2 吸收效率衰减；高 pH 值虽提升了 SO_2 吸收效率，但会抑制石灰石的溶解，因此，将 pH 控制在合理区间内是确保系统高效、稳定运行的关键。

6）O_2 含量

O_2 作为湿法脱硫氧化过程的关键反应物，其含量直接决定了副产物石膏的品质及系统的化学平衡。提高烟气中的 O_2 含量能够显著加速液相中 HSO_3^-向 SO_4^{2-}的氧化反应速率，进而提升脱硫效率。然而，脱硫效率对 O_2 含量的响应呈现递减特征，使脱硫效率的增幅趋缓并最终达到饱和状态。

基于上述单塔双循环脱硫系统工艺流程和影响因素分析，对模型的特征变量进行初选，选择变量包括原烟气 SO_2 质量浓度、锅炉负荷、原烟气流量、吸收塔石膏浆液 pH 值、AFT 塔石膏浆液 pH 值、至吸收塔的石灰石浆液流量、至 AFT 塔的石灰石浆液流量、浆液循环泵 A 电流量、浆液循环泵 B 电流量、浆液循环泵 D 电流量、氧化风机 1 输出电流、氧化风机 2C 输出电流、氧化风机 2C 变频器频率反馈、吸收塔液位密度、AFT 塔液位密度、吸收塔液位、AFT 塔液位等 17 个变量。

2 基本理论

2.1 BiLSTM 神经网络

LSTM 神经网络[9]是一类面向序列数据建模的神经网络结构，其网络结构如图 2 所示。

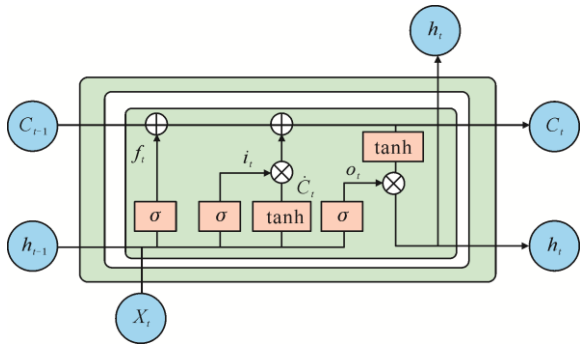


图 2 LSTM 神经网络结构
Fig.2 LSTM neural network architecture

LSTM 神经网络单向传输结构仅能利用当前时刻前的历史信息，忽略了未来时刻对当前状态的潜在影响。为充分挖掘时间序列数据中的双向时序特征，本文采用双向长短时记忆（bidirectional LSTM，BiLSTM）神经网络[10]。BiLSTM 神经网络的每个隐藏层单元包含 2 个 LSTM 单元，分别接收上一时刻和下一时刻的隐藏层输出数据，其计算公式为：

$$\vec{h}_r(t)=\overrightarrow{\mathrm{LSTM}}(h_r(t-1),x_{r,t},o_r(t-1)) \tag{7}$$

$$\overleftarrow{h}_r(t)=\overleftarrow{\mathrm{LSTM}}(h_r(t+1),x_{r,t},o_r(t+1)) \tag{8}$$

$$h_t=\overleftarrow{h}_r(t)\oplus\vec{h}_r(t) \tag{9}$$

式中：$\vec{h}_r(t)$ 为前向 LSTM 隐藏层神经元输出值；$\overleftarrow{h}_r(t)$ 为后向 LSTM 隐藏层神经元输出值；$x_{r,t}$ 为 t 时刻输入序列；$h_r(t-1)$、$h_r(t+1)$分别为 $t-1$ 与 $t+1$ 对应网络隐藏层神经元输出值；$o_r(t-1)$、$o_r(t+1)$分别为 $t-1$ 与 $t+1$ 对应网络的输出门计算结果；$\oplus$ 表示向量拼接操作。

2.2 Transformer 模型

Transformer 模型是 Vaswani 与 Shazeer 等人在 2017 年提出。Transformer 模型在时间序列分析方面具有巨大潜力，传统方法在对时间序列数据进行处理时存在计算效率低下、捕捉长程依赖关系不佳等问题，Transformer 模型摒弃了循环网络结构，引入注意力机制与位置编码等[11]。其中，自注意力机制能够同时计算输入序列中任意两个时间步之间的关联权重，实现了对序列全局特征的直接提取，大幅提升了长程依赖的捕捉能力；而位置编码则弥补了模型对序列顺序感知能力的不足，确保了时间序列的先后逻辑得以保留，为时间序列建模提供了新的解决方法。图 3 为 Transformer 模型结构。

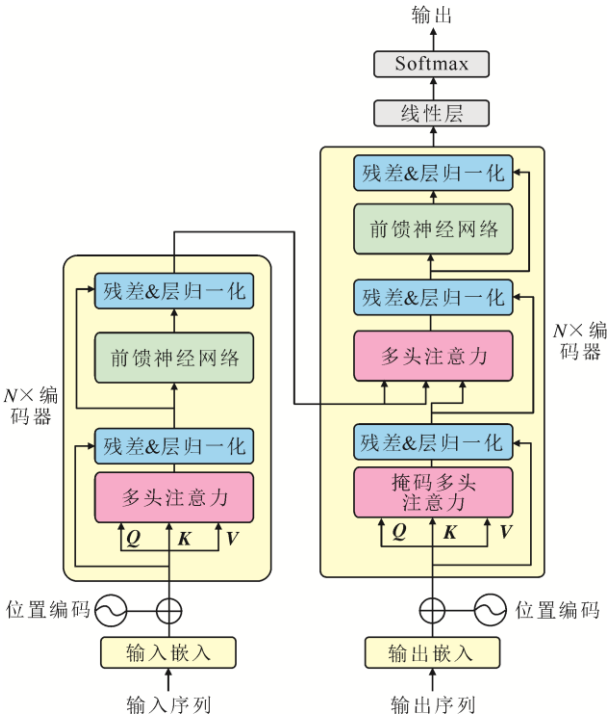


图 3 Transformer 模型结构
Fig.3 Transformer model architecture

1）自注意力机制

自注意力机制（self-attention mechanism）是 Transformer 模型的核心，它能够有效地提取序列中不同单元的长程依赖信息，从而实现从整体维度对数据的建模。输入特征 $\boldsymbol{X}$ 经过特定的线性投影变换后，被分解为查询矩阵 $\boldsymbol{Q}$、键矩阵 $\boldsymbol{K}$ 和值矩阵 $\boldsymbol{V}$ 3 个核心矩阵。

利用点积缩放计算注意力权重，计算公式为：

$$\boldsymbol{Q}=\boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_Q,\ \boldsymbol{K}=\boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_K,\ \boldsymbol{V}=\boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_V \tag{10}$$

$$\mathrm{Attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\mathrm{Softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V} \tag{11}$$

式中：d_k 为键向量维度的缩放因子，用于缓解点积过大导致的梯度消失问题。

2）多头注意力机制

为了从不同的特征子空间捕捉丰富的信息，模型引入多头注意力机制（multi-head attention mechanism）。该机制通过将 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$ 映射到 h 个独立的特征子空间以实现并行化的注意力运算，随后对各子空间的输出进行拼接融合，并执行最终的线性变换。

$$\text{head}_i = \text{Attention}(\boldsymbol{Q}\boldsymbol{W}_{Qi}, \boldsymbol{K}\boldsymbol{W}_{Ki}, \boldsymbol{V}\boldsymbol{W}_{Vi}) \tag{12}$$

$$\text{MultHead}(\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{K}, \boldsymbol{V}) = \text{Concat}(\text{head}_i, ..., \text{head}_h)\boldsymbol{W}_{\text{O}} \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{Qi}$、$\boldsymbol{W}_{Ki}$、$\boldsymbol{W}_{Vi}$、$\boldsymbol{W}_{\text{O}}$ 均为可学习的参数矩阵。该机制允许模型同时关注局部突变和整体趋势，增强了对非平稳数据的表征能力。

3）位置编码与前馈网络

由于 Transformer 不具备循环结构，为了保留时间序列的时序信息，在输入层引入位置编码（positional encoding），将绝对位置信息叠加到输入向量中。在每个注意力层输出端连接了一个基于位置的前馈神经网络，此外，还引入残差连接（residual connection）结构和层归一化（layer normalization），用于加速模型收敛并防止网络退化。

2.3 改进黑翅鸢优化算法

黑翅鸢优化算法（BKA）最初由 Wang jun 等[12]于 2024 年提出，是一种受自然启发的群智能优化算法，其灵感来源于黑翅鸢（black-winged kite）这种动物的生存策略。算法原始的种群初始化会导致算法初始解分布不均匀，容易陷入局部最优。因此本文提出了一种改进黑翅鸢算法（GBKA），利用混沌映射的特性来生成初始位置。算法可分为种群初始化、攻击行为和迁移行为 3 个部分。

1）种群初始化

改进过程引入切比雪夫（Chebyshev）映射[13]对种群进行初始化。其数学迭代模型为：

$$z_{k+1} = \cos(\alpha \cdot \arccos(z_k)) \tag{14}$$

式中：z_k 为第 k 代混沌变量取值，取值范围在[–1,1]；α为切比雪夫映射的阶数参数，在本算法中，取典型的混沌参数值α=2。

改进后黑翅鸢的位置计算公式为：

$$X_i = BK_{\text{lb}} + ((z_{k+1}+1)/2)(BK_{\text{ub}} - BK_{\text{lb}}) \tag{15}$$

在初始化过程中，算法会筛选出当前适应度最优的个体担任初始群体中的初始领导者 X_{L}，这个位置是黑翅鸢的最佳搜索位置。下面是 X_{L} 数学表示，以最小值为例。

$$f_{\text{best}} = \min f(X_i) \tag{16}$$

$$X_{\text{L}} = X(\text{find}(f_{\text{best}} == f(X_i))) \tag{17}$$

2）攻击行为

黑翅鸢在飞行过程中会安静地悬停以观察猎物，然后迅速俯冲攻击。这种策略包括用于全局探索和搜索的不同攻击行为。以下是黑翅鸢攻击行为的数学模型：

$$y_{t+1}^{i,j} = \begin{cases} y_t^{i,j} + n(1+\sin(r)) \times y_{t+1}^{i,j}, & p < r \\ y_{t+1}^{i,j} + n \times (2r-1) \times y_{t+1}^{i,j}, & p \geqslant r \end{cases} \tag{18}$$

$$n = 0.05 \times \text{e}^{-2\times\left(\frac{t}{T}\right)^2} \tag{19}$$

式中：$y_t^{i,j}$ 和 $y_{t+1}^{i,j}$ 分别为第 i 只黑翅鸢在第 j 维中，在第 t 次和第 t+1 次迭代时的位置；r 的取值范围为[0,1]；p 为一个常数值，设定为 0.9；T 为总迭代次数；t 为当前已完成的迭代次数；当 $p<r$ 时，模拟悬停行为（利用正弦函数扰动）；当 $p \geqslant r$ 时，模拟俯冲攻击行为。

3）迁徙行为

迁徙机制基于以下假设构建：当现任首领的适应度劣于随机生成的种群适应度时，意味着当前环境恶劣或领导力不足，此时首领会放弃指挥权并融入迁徙队伍，以寻找新的宜居区域。反之，若首领适应度更优，则继续指引种群向目标行进。这种策略可以动态选择优秀的领袖以确保迁徙成功。以下是黑翅鸢迁徙行为的数学模型：

$$y_{t+1}^{i,j} = \begin{cases} y_t^{i,j} + C(0,1) \times (y_t^{i,j} - L_t^j), & F_i < F_{ri} \\ y_t^{i,j} + C(0,1) \times (L_t^j - m \times y_t^{i,j}), & F_i \geqslant F_{ri} \end{cases} \tag{20}$$

$$m = 2 \times \sin(r + \pi/2) \tag{21}$$

式中：L_t^j 为第 t 次迭代中第 j 维上的黑翅鸢领袖（最佳得分者）；F_i 为第 t 次迭代中任意黑翅鸢获得的当前位置的适应度值；F_{ri} 为第 t 次迭代中任意黑翅鸢获得的随机位置的适应度值；$C(0,1)$为柯西变异（Cauchy mutation）。

其概率密度函数定义为：

$$f(x, \delta, \mu) = \frac{1}{\pi}\frac{\delta}{\delta^2 + (x-\mu)^2}, \quad -\infty < x < +\infty \tag{22}$$

当δ=1、μ=0 时，变为标准式：

$$f(x) = \frac{1}{\pi}\frac{1}{x^2+1} \tag{23}$$

2.4 改进 NSGA-II 算法

针对标准 NSGA-II 算法[14]在处理多目标优化

时存在的初始种群分布不均、进化算子参数固定以及进化后期易陷入局部最优等问题，本文提出一种改进的 NSGA-II 算法（GNSGA-II）。该算法分别从种群初始化、进化阶段以及后期搜索机制 3 个层面对标准 NSGA-II 进行改进，以增强算法的全局搜索能力和收敛性能。

1）基于 Logistic 映射的混沌初始化

标准 NSGA-II 通常难以保证初始解在搜索空间中均匀分布，因此本文引入 Logistic 混沌映射[15]生成初始种群。混沌映射具有遍历性、随机性等特性，能够有效避免初始种群的聚集现象，从而提高搜索空间的覆盖均匀性。

Logistic 映射的数学表达式为：

$$x_{k+1}=\mu x_k(1-x_k) \tag{24}$$

式中：$\mu\in[0,4]$，$x_k\in[0,1]$。当控制参数μ取较大值时，系统呈现明显的混沌特性，生成的混沌序列具有较好的随机性和遍历性。

本文利用 Logistic 混沌映射生成[0,1]区间内的混沌序列，并通过线性映射方式将其转换至各决策变量的定义域内，从而构建初始种群。

2）自适应差分进化策略

在进化阶段，标准 NSGA-II 中的交叉与变异缺乏方向性引导，收敛速度相对较慢。为了在保证种群多样性的同时提高收敛效率，本文引入自适应差分进化[16]中的 Current-to-pbest 变异策略。该策略利用种群中具有较优性能的个体引导进化方向，同时保留随机扰动项以维持种群多样性。

改进后的变异公式为：

$$V_{i,G}=X_{i,G}+F_i\cdot(X_{\text{pbest},G}-X_{i,G})+F_i\cdot(X_{\text{r1},G}-X_{\text{r2},G}) \tag{25}$$

式中：$X_{\text{pbest},G}$为从当前种群前 p%的非支配个体中随机选取的 1 个个体，本文中 p 取 5%；$X_{\text{r1},G}$和 $X_{\text{r2},G}$为随机选取的 2 个不同个体，其差分向量用于维持种群多样性；F_i 为自适应缩放因子，取值范围是[0.4, 0.9]，用于调节变异幅度，并基于历史成功记录进行自适应调整，在保证搜索效率的同时维持种群多样性。

3）莱维飞行扰动机制

在优化的后期，种群个体往往会集中分布于 Pareto 前沿的局部区域，导致种群多样性下降并难以跳出局部最优解。对此，本文引入莱维飞行扰动机制[17]，莱维飞行同时包含大量短距离搜索与少量长距离跳跃，能够对长期停滞的个体进行随机扰动，以增强算法的全局搜索能力。

其位置更新公式为：

$$X_{\text{new}}=X_{\text{old}}+\alpha\oplus\text{Levy}(\lambda) \tag{26}$$

式中：α为步长因子，取[0.01, 0.1]，本文取 0.05；$\oplus$表示逐元素乘法；Levy(λ)为服从莱维分布的随机向量，其参数 λ 通常取[1,3]，本文取 λ=1.5。

GNSGA-II 算法流程如图 4 所示。

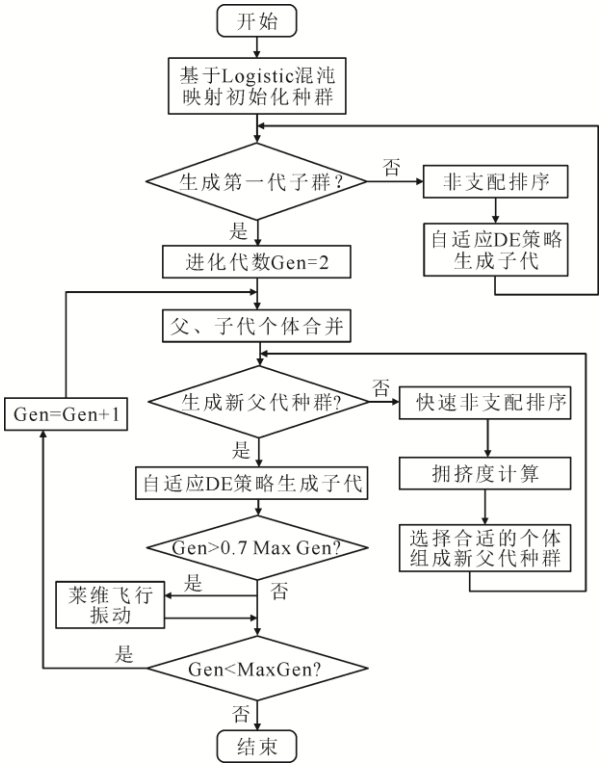


图 4 GNSGA-II 算法流程

Fig.4 Flow chart of the GNSGA-II algorithm

3 多目标优化模型建立

3.1 出口 SO_2 质量浓度预测模型

3.1.1 数据预处理

本文收集了某 600 MW 燃煤发电机组单塔双循环湿法脱硫系统持续稳定运行 3 天数据，每隔 6 s 记录 1 次，共计 43 200 组原始数据。由于发电厂的复杂工况中存在各种干扰因素，如电磁干扰和噪声等，数据监测设备在收集数据时会受到影响，从而导致某些数据缺失或偏差。本文采用拉依达准则[18]剔除数据集中的异常值，并且利用移动均值法进行填补，再采用小波变换对数据滤波降噪。

参数设置如下：选用具有近似对称性的 Symlets 小波（sym5）作为基函数以减小相位畸变，设定分解层数为 5 层以实现随机噪声与工艺扰动的有效分离；算法采用平移不变（TI）小波变换配合软阈值

规则，通过循环平移消除降噪过程中的边缘震荡，确保了信号在剧烈波动时的真实性与平滑度。

以入口 SO_2 质量浓度为例，原始数据与预处理后数据的对比如图 5 所示。由图 5 可见，处理后的数据曲线变得更加光滑连续，不仅剔除了异常值，还最大限度地保留了原始数据的趋势和特征，为后续的模型提供了高质量的数据基础。

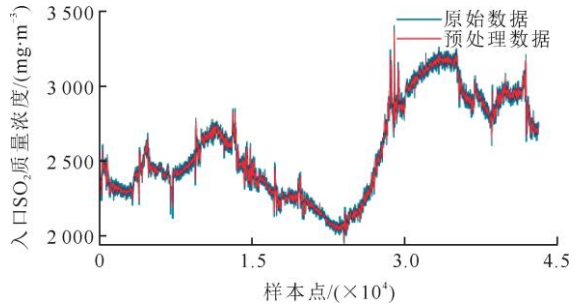


图 5　入口 SO_2 质量浓度滤波前后对比

Fig.5 Comparison of SO_2 mass concentrations at the system inlet before and after treatment

3.1.2 特征变量选取和迟延估计

建立出口 SO_2 质量浓度模型还需确定模型的输入变量，利用随机森林算法对通过机理分析法初选的 17 个特征变量与输出变量进行相关性分析，结果如图 6 所示。

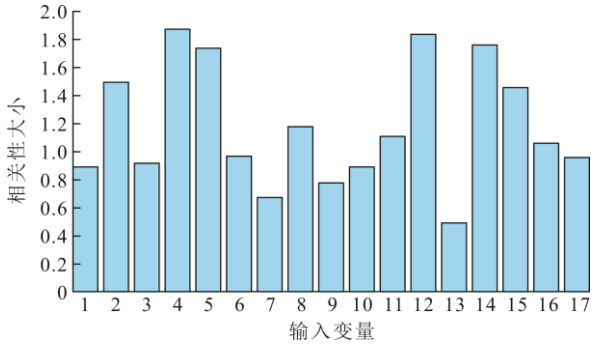


图 6　随机森林算法计算结果

Fig.6 Calculation results of the random forest algorithm

由图 6 可得各个特征与出口 SO_2 质量浓度之间的相关性大小，归一化后筛选出相关性大于 0.7 的特征，作为模型的输入变量。虽然从数据相关性分析来看，原烟气 SO_2 质量浓度和原烟气流量的相关系数较低（分别为 0.28 和 0.30），但在脱硫工艺理论机理上，它们是系统的主要入口扰动，与出口 SO_2 质量浓度密切相关，直接决定了浆液循环量与石灰石耗量。本文的脱硫成本模型中原烟气 SO_2 质量浓度和流量是计算石灰石消耗量的直接输入参数，因此本文将其作为关键特征项予以保留。

由于湿法脱硫工艺本质上属于典型的大惯性、大滞后系统，参数的变化对出口 SO_2 质量浓度的影响往往存在显著的滞后效应。为确保模型输入与输出变量在时间序列上的同步，需要计算输入与输出变量之间的迟延时间。本文采用滑动窗口法计算迟延时间，即在保持当前输出变量不变，计算输入变量在前 n 秒内各时刻与输出变量之间的相关性大小，通过随机森林算法找出相关性最大时对应的时刻，作为该输入变量相对于输出变量的时延。考虑到烟气脱硫过程的最大响应时间通常不超过 600 s，本文取 n=600。

通过随机森林算法确定的最终输入变量与输出变量之间的相关性大小和时延见表 1。

表 1　相关性大小及迟延时间

Tab.1 Magnitude of correlation and time delay

变量	相关系数	迟延时间/s
原烟气 SO_2 质量浓度	0.28	24
锅炉负荷信号	0.72	120
原烟气流量	0.30	24
2C 氧化风机输出电流	0.96	138
吸收塔液位密度	0.91	120
AFT 塔液位密度	0.69	90
吸收塔浆液 pH 值	1.00	54
AFT 塔浆液 pH 值	0.90	42

3.1.3 模型的建立

1）模型评价指标

为了评估模型的准确度，采用均方根误差 δ_{RMSE}、平均绝对相对误差 δ_{MAPE}、平均绝对误差 δ_{MAE} 作为模型的评价指标，对测试集输出值进行评估分析，3 个指标的计算值越小，表示模型的拟合精度越高。

其计算公式为：

$$\delta_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{test}}}(y_i-\hat{y}_i)^2}{N_{\mathrm{test}}}} \tag{27}$$

$$\delta_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{N_{\mathrm{test}}}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{test}}}|y_i-\hat{y}_i| \tag{28}$$

$$\delta_{\mathrm{MAPE}}=\frac{1}{N_{\mathrm{test}}}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{test}}}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|\times 100\% \tag{29}$$

式中：N_{test} 为测试集数据量；y_i 为实测值；$\hat{y}_i$ 为模型输出值。

2）模型参数优化

虽然 Transformer-BiLSTM 模型在提取时序特征方面具有显著优势，但其预测性能高度依赖于模型超参数的设置。传统的人工试错法不仅耗时且难以找到全局最优解。因此，本文基于上述改进黑翅

鸢优化算法对 Transformer-BiLSTM 模型的关键超参数进行寻优。

优化的参数包括 Transformer 的位置编码维度（position embedding dim）、多头注意力机制的头数（numheads）、BiLSTM 层的隐含层神经元个数（hidden units）以及丢弃率（dropout rate）和初始学习率（learning rate）。

位置编码维度与多头注意力头数决定了 Transformer 捕获序列长程依赖的能力；BiLSTM 隐含层单元数决定了模型对时序信息的记忆容量；丢弃率与初始学习率直接影响模型的收敛速度与泛化能力。

以验证集上的均方根误差作为 GBKA 算法的适应度函数。为进一步验证 GBKA 算法的优越性，本文引入标准 BKA 算法作为基线进行性能对比，其优化适应度迭代曲线如图 7 所示。

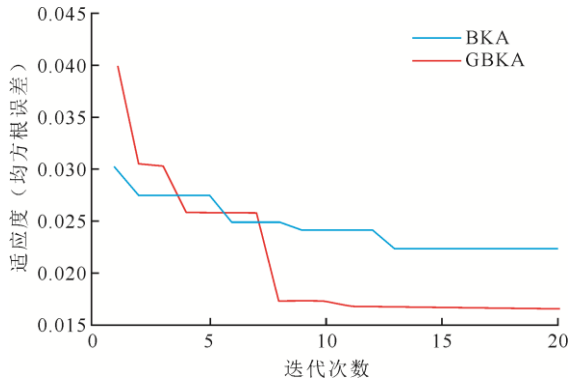


图 7 优化适应度迭代曲线

Fig.7 Fitness value iteration curves in optimization process

由图 7 可见，虽然 GBKA 算法由于引入切比雪夫混沌映射初始化导致初始适应度较高，但该策略有效保障了种群多样性，扩大了全局搜索覆盖面，在第 8 代左右达到了稳定。BKA 算法在第 13 代左右才达到稳定。GBKA 算法最终寻得的最佳均方根误差约 0.017，低于 BKA 算法的 0.022。说明 GBKA 算法在全局搜索效率及跳出局部最优能力上显著优于 BKA 算法。参数的初始化范围及 BKA 算法和 GBKA 算法的优化结果见表 2。

表 2 模型超参数寻优结果

Tab.2 Optimization results of model hyperparameters

参数名称	符号	搜索空间	BKA	GBKA
位置编码维度	d_{pos}	[20, 26]	64	4
注意力头数	H	[20, 26]	64	2
神经元数	N_{hidden}	[20, 28]	128	16
丢弃率	P_{drop}	[0.001, 0.500]	0.001 0	0.071 1
初始学习率	η	[0.001, 0.010]	0.002 2	0.004 4

3.2 脱硫成本模型

本文对脱硫系统开展多目标优化，目的是使出口 SO_2 质量浓度在设定值附近，同时降低脱硫成本。脱硫成本主要由浆液循环泵电耗成本、氧化风机电耗成本及石灰石消耗成本三部分组成。以前文建立的湿法脱硫系统出口 SO_2 质量浓度模型为基础，结合多目标优化算法，对脱硫系统相关变量进行优化。本文选择的优化变量分别为吸收塔浆液 pH 值、AFT 塔浆液 pH 值、浆液循环泵开启台数、氧化风机开启台数。

该问题数学描述为：

$$\min F = \{f_{SO_2}, f_{cost}\} \tag{30}$$

$$f_{SO_2} = (C - C_s)^2 \tag{31}$$

$$f_{cost} = f_{pump} + f_{feng} + f_{CaCO_3} \tag{32}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases} P_{Amin} \leqslant P_A \leqslant P_{Amax} \\ P_{Cmin} \leqslant p_C \leqslant P_{Cmax} \\ 1 \leqslant N_{pump} \leqslant 6 \\ 1 \leqslant N_{feng} \leqslant 3 \end{cases} \tag{33}$$

式中：f_{SO_2} 为系统出口 SO_2 质量浓度与设定值的差值的平方；f_{cost} 为脱硫成本，元/(MW·h)；C 为出口 SO_2 质量浓度预测模型的输出值；C_s 为出口 SO_2 质量浓度设定值，取 17 mg/m³；f_{pump} 和 f_{feng} 分别为单位发电量下浆液循环泵和氧化风机的电耗成本，元/(MW·h)；f_{CaCO_3} 为石灰石消耗成本，元/(MW·h)；N_{pump} 为浆液循环泵开启台数；N_{feng} 为氧化风机开启台数；P_{Amin} 与 P_{Amax} 分别为 AFT 塔浆液 pH 值的下限与上限，这里分别设计为 6.0 和 6.9；P_{Cmin} 与 P_{Cmax} 分别为吸收塔浆液 pH 值的下限与上限，这里分别设计为 5.1 和 6.0。

$$V = Q_{gas} \times \frac{L}{G} \div 1\,000 \tag{34}$$

$$\begin{cases} N_{pump} = 3,\ 2V_0 \leqslant V < 3V_0 \\ N_{pump} = 4,\ 3V_0 \leqslant V < 4V_0 \\ N_{pump} = 5,\ 4V_0 \leqslant V < 5V_0 \\ N_{pump} = 6,\ 5V_0 \leqslant V \leqslant 6V_0 \end{cases} \tag{35}$$

$$f_{pump} = \frac{1}{q} \times \sum_{i=1}^{N_{pump}} P_{pi} \times P_E \tag{36}$$

式中：V 为所需循环浆液量，m³/h；Q_{gas} 为烟气流量，m³/h；L/G 为液气比，值为 22；q 为锅炉负荷，MW；P_{pi} 为第 i 个浆液循环泵的轴功率，kW；P_E 为电价，0.4 元/(kW·h)；V_0 为浆液循环泵体积流量，12 600 m³/h。

$$N=\frac{1.2\times V_{\mathrm{m}}\times Q_{\mathrm{gas}}\times(C_{\mathrm{SO_2,in}}-17)}{2\times 64\times 0.21\times 10^3} \tag{37}$$

$$\begin{cases} N_{\mathrm{feng}}=1, & N\leqslant N_0 \\ N_{\mathrm{feng}}=2, & N_0\leqslant N\leqslant 2N_0 \\ N_{\mathrm{feng}}=3, & N\geqslant 2N_0 \end{cases} \tag{38}$$

$$f_{\mathrm{feng}}=\frac{1}{q}\times\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{feng}}}P_{\mathrm{fi}}\times P_{\mathrm{E}} \tag{39}$$

式中：N 为消耗 SO_2 所需的空气的体积流量，m^3/h（气体均在标准状态下）；V_m 为气体摩尔体积，0.024 m^3/mol；P_{fi} 为第 i 个氧化风机的轴功率，kW；标准空气中氧气体积分数约 21%；N_0 为氧化风机入口流量，11 500 m^3/h；SO_2 的摩尔质量为 64 g/mol。

$$f_{\mathrm{CaCO_3}}=\frac{100\times Q_{\mathrm{gas}}\times(C_{\mathrm{SO_2,in}}-C_{\mathrm{SO_2,out}})\times r_{\mathrm{E}}}{64\times q\times\phi\times 10^9} \tag{40}$$

式中：$C_{SO_2,in}$ 为入口 SO_2 质量浓度，mg/m^3；$C_{SO_2,out}$ 为出口 SO_2 质量浓度，mg/m^3；r_E 为石灰石单价，100 元/t。

3.3 多目标优化模型

本文提出的数据驱动预测和脱硫与多目标进化算法相结合的多目标优化模型如图 8 所示。

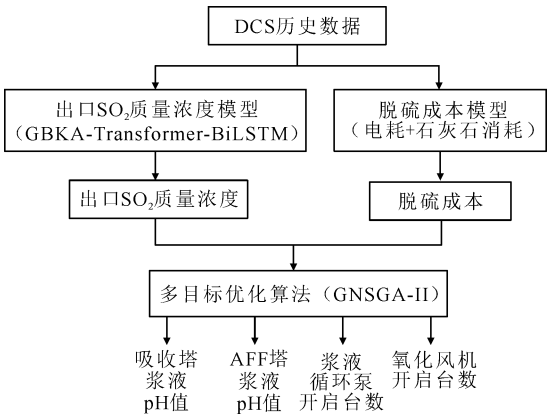


图 8　脱硫系统多目标优化模型结构

Fig.8 Multi-objective optimization model structure of the desulfurization system

由图 8 可见，从 DCS 中采集历史运行数据，处理后作为后续模型的输入。采用本文构建的 GBKA-Transformer-BiLSTM 神经网络模型，接收输入变量，通过 Transformer 提取全局特征并结合 BiLSTM 捕捉时序动态，精准预测下一时刻的出口 SO_2 质量浓度。基于脱硫系统运行机理，建立脱硫成本模型。将预测模型输出的出口 SO_2 质量浓度和脱硫成本模型输出的脱硫成本作为 GNSGA-II 算法的 2 个优化目标，最终得到吸收塔浆液 pH 值、AFT 塔浆液 pH 值、浆液循环泵及氧化风机开启台数的最佳设定值，该结果可为运行人员提供科学的决策与指导。

4 实验结果分析

4.1 不同预测模型的影响

选择 43 200 组样本作为建模的数据集，将前 90%的数据作为训练集，后 10%的数据作为测试集。采用的模型为 GBKA-Transformer-BiLSTM 神经网络，先用 Transformer 提取全局特征，再用 BiLSTM 捕捉时序动态，最后通过改进黑翅鸢优化算法对模型参数进行寻优。

为验证本文提出模型的预测效果，引入对比模型分别为 BiLSTM 模型、CNN-Transformer 模型和 Transformer-BiLSTM 模型。在相同的输入和输出变量下，将上述模型的预测结果与本文 GBKA-Transformer-BiLSTM 模型的预测结果比较，结果如图 9 所示，模型评价指标见表 3。

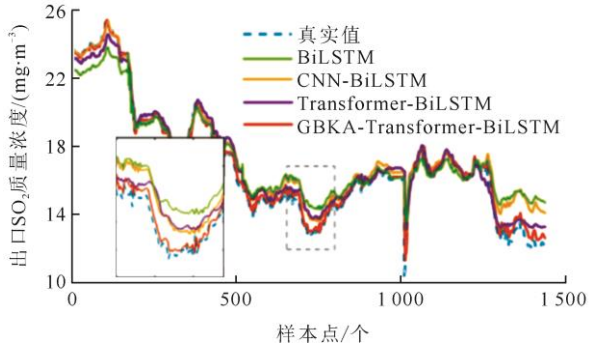


图 9　不同模型预测效果对比

Fig.9 Comparison of prediction results among different models

表 3　不同模型的评价指标对比

Tab.3 Comparison of evaluation metrics among different models

模型	δ_{RMSE}	δ_{MAE}	δ_{MAPE}
BiLSTM	1.082 0	0.795 4	0.052 6
CNN-BiLSTM	0.867 3	0.608 8	0.042 4
Transformer-BiLSTM	0.652 4	0.506 9	0.032 5
GBKA-Transformer-BiLSTM	0.327 5	0.217 5	0.014 5

由图 9 可见，GBKA-Transformer-BiLSTM 模型的拟合效果最好，该模型能够更好地跟随出口 SO_2 质量浓度真实值的变化趋势。由表 3 可知，本文模型的均方根误差、平均绝对相对误差、平均绝对误差与其他 3 个模型相比都表现出最低的结果。故 GBKA-Transformer-BiLSTM 模型相较于 BiLSTM 模型、CNN-Transformer 模型和 Transformer-BiLSTM 模型具有更高的预测精度，更适用于单塔

双循环湿法脱硫系统 SO_2 质量浓度预测。

4.2 多目标优化结果

根据国家超低排放标准，燃煤机组出口 SO_2 质量浓度不超过 35 mg/m³。但在实际运行中存在负荷波动与控制滞后等不可控因素，可能会导致出口 SO_2 质量浓度超标，因此本文在国家出口 SO_2 质量浓度标准 35 mg/m³ 的基础上引入安全裕度，将出口 SO_2 质量浓度约束值设定为 17 mg/m³。脱硫系统的脱硫成本主要由电耗和脱硫剂消耗构成，在保证出口 SO_2 质量浓度符合标准前提下，降低运行能耗是提升电厂经济效益的关键。综上，本文优化模型旨在从优化算法得到的 Pareto 前沿上寻找一均衡解，即在实现超低排放与降低脱硫成本之间取得平衡。

为验证改进后 NSGA-II 算法的优化效果，将其与 NSGA-II 算法和 SPEA2 算法的优化结果作对比。本文选取 24 h 内的 4 个典型工况历史数据（表 4），采用 3 个优化算法分别对工况 3 进行寻优，得到 Pareto 前沿，如图 10 所示。由图 10 可知，脱硫成本和出口 SO_2 质量浓度与设定值差值的平方呈负相关。相较于 SPEA2 算法和 NSGA-II 算法，GNSGA-II 算法得到的 Pareto 前沿解具有更好的连续性与平滑度，在解空间中具有更强的全局搜索能力，不容易陷入局部最优。

表 4 典型工况数据

Tab.4 Data of typical operating conditions

工况条件	负荷/MW	入口 SO_2 质量浓度/(mg·m^{-3})	烟气流量/(m^3·h^{-1})	出口 SO_2 质量浓度/(mg·m^{-3})
工况 1	271	2 289	1 325 579	17.618
工况 2	342	2 393	1 431 960	18.739
工况 3	403	2 442	1 466 067	18.007
工况 4	482	2 653	1 484 473	19.007

为了更加直观地对比 3 个算法的优化效果，取每个算法 Pareto 前沿的居中值作为最终的优化结果，得到工况 3 条件下 3 个算法优化前后的出口 SO_2 质量浓度和脱硫成本，为了证明 GNSGA-II 算法的优越性在 4 个工况下对 3 个优化算法优化前后的出口 SO_2 质量浓度和脱硫成本进行对比，结果见表 5。

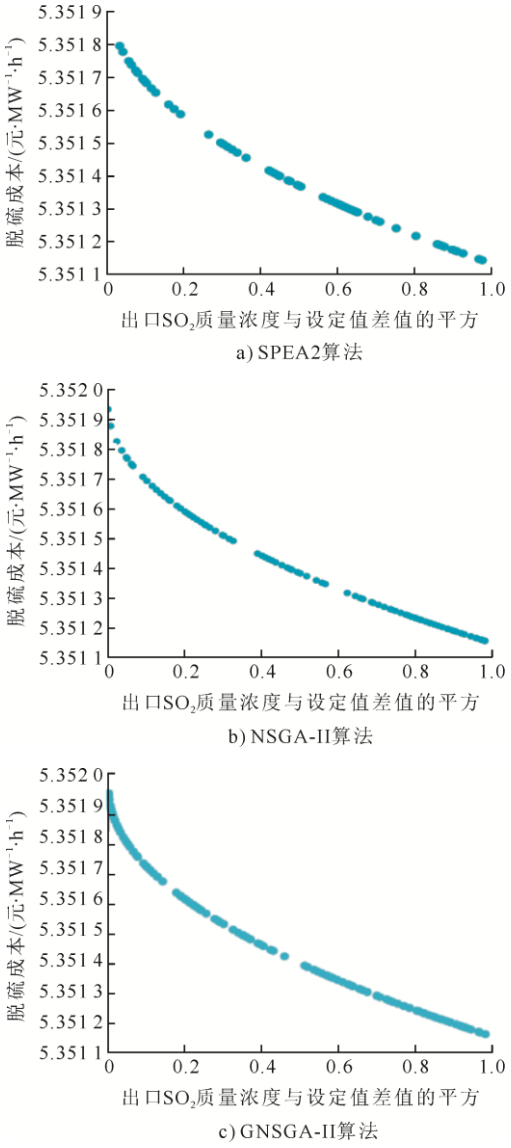


图 10 工况 3 时 3 种算法得到的 Pareto 前沿

Fig.10 The Pareto fronts obtained by three algorithms under operating condition 3

表 5 优化前后出口 SO_2 质量浓度和脱硫成本对比

Tab.5 Comparison of outlet SO_2 mass concentration and desulfurization cost before and after optimization

		优化前	SPEA2	NSGA-II	GNSGA-II
工况 1	出口 SO_2 质量浓度/(mg·m^{-3})	17.618	17.311	17.313	17.237
	脱硫成本/(元·(MW·h)$^{-1}$)	10.622 4	7.630 0	7.630 0	7.629 9
工况 2	出口 SO_2 质量浓度/(mg·m^{-3})	18.739	18.225	18.098	17.939
	脱硫成本/(元·(MW·h)$^{-1}$)	8.612 8	6.237 0	6.237 0	6.236 9
工况 3	出口 SO_2 质量浓度/(mg·m^{-3})	18.007	17.495	17.490	17.389
	脱硫成本/(元·(MW·h)$^{-1}$)	7.367 5	5.352 0	5.352 0	5.351 5
工况 4	出口 SO_2 质量浓度/(mg·m^{-3})	19.007	18.143	17.994	17.972
	脱硫成本/(元·(MW·h)$^{-1}$)	6.276 3	4.591 0	4.591 0	4.590 5

由表 5 可以看出，3 个算法分别对 4 个典型工况进行优化，相较于优化前，优化后的出口 SO_2 质量浓度和脱硫成本都有明显的降低。其中 GNSGA-II 算法优化效果最好。以工况 3 为例，本文 GNSGA-II 算法优化后出口 SO_2 质量浓度降低为 17.389 mg/m^3，脱硫成本降低为 5.351 5 元/(MW·h)，出口 SO_2 质量浓度相较于优化前下降了 3.43%，脱硫成本下降了 27.36%。因此，使用本文优化模型能够有效降低出口 SO_2 质量浓度和脱硫成本，使脱硫系统的运行更加经济和环保。

使用 GNSGA-II 算法对 4 个典型工况数据优化后的结果见表 6。由表 6 可知，低负荷时脱硫成本较高，通过优化吸收塔浆液 pH 值、AFT 塔浆液 pH 值、浆液循环泵开启台数和氧化风机开启台数这几个可操纵变量，可以有效降低出口 SO_2 质量浓度和脱硫成本，负荷较低时不需要开启太多的浆液循环泵和氧化风机，工况 1 时，优化后泵和风机的数量分别从 4 台和 2 台减少为 3 台和 1 台，脱硫成本从 10.622 4 元/(MW·h)减少为 7.629 9 元/(MW·h)，大幅降低脱硫成本。该优化模型为脱硫系统提供了最佳可控变量设定值，从而实现脱硫系统的环保和经济运行。

表 6 4 个典型工况下脱硫系统优化前后对比

Tab.6 Comparison of the desulfurization system before and after optimization under four typical operating conditions

工况条件		吸收塔浆液 pH 值	AFT 塔浆液 pH 值	浆液循环泵开启台数	氧化风机开启台数	出口 SO_2 质量浓度/(mg·m^{-3})	脱硫成本/(元·MW^{-1}·h^{-1})
工况 1	优化前	5.742	6.195	4	2	17.618	10.622 4
	优化后	5.366	6.724	3	1	17.237	7.629 9
工况 2	优化前	5.652	6.128	4	2	18.739	8.612 8
	优化后	5.776	6.526	3	1	17.939	6.236 9
工况 3	优化前	5.749	6.147	4	2	18.007	7.367 5
	优化后	5.851	6.395	3	1	17.389	5.351 5
工况 4	优化前	5.807	6.100	4	2	19.007	6.276 3
	优化后	5.707	6.356	3	1	17.972	4.590 7

5 结　论

1）本文针对燃煤电厂单塔双循环湿法脱硫系统在运行过程中脱硫成本偏高及出口 SO_2 排放量波动的问题，提出了一种基于数据驱动模型与多目标优化算法结合的混合优化策略。构建了基于改进黑翅鸢算法优化 Transformer-BiLSTM 的预测模型，以出口 SO_2 质量浓度和脱硫成本为优化目标，采用改进 NSGA-II 算法得到 Pareto 最优解集。

2）通过对某 600 MW 机组历史数据的仿真验证，GBKA-Transformer-BiLSTM 模型的均方根误差、平均绝对相对误差、平均绝对误差分别为 0.327 5、0.217 5 和 0.014 5，相比 BiLSTM、CNN-BiLSTM 等模型具有更高的精度，能够更准确地跟随出口 SO_2 质量浓度实际值的变化。在优化环节，改进后 NSGA-II 算法得到的 Pareto 前沿比 NSGA-II 和 SPEA2 算法具有更好的连续性与平滑度，在满足低排放要求的同时，显著提升了系统的经济性。

3）选取脱硫系统历史数据中 4 个典型工况验证该模型优化效果，结果显示，本文提出的优化模型能够根据实际工况，对吸收塔浆液 pH 值、浆液循环泵及氧化风机开启台数等关键变量给出最佳设定值，有效解决了设备冗余运行导致的高能耗问题，同时维持出口 SO_2 质量浓度在设定值附近。可为运行人员提供科学的决策与指导，实现燃煤电厂脱硫系统的环保与经济运行。

[参 考 文 献]

[1] 国家能源统计中心. 国家能源局发布 2024 年全国电力工业统计数据 [EB/OL]. https://www.nea.gov.cn/20250121/097bfd7c1cd3498897639857d86d5dac.html.
National Energy Statistics Center. National Energy Administration releases national power industry statistics for 2024[EB/OL]. https://www.nea.gov.cn/20250121/097bfd7c1cd3498897639857d86d5dac.html.

[2] 畅晗, 金秀章, 赵术善, 等. 基于变量筛选和注意力机制的 CNN-BiLSTM 出口 SO_2 浓度预测模型[J]. 计量学报, 2025, 46(7): 1041.
Chang H, Jin X Z, Zhao S S, et al. Export SO_2 concentration prediction model based on variable screening and attention mechanism of CNN-BiLSTM[J]. Acta Metrologica Sinica, 2025, 46(7): 1041.

[3] Guo Y, Xu Z, Zheng C, et al. Modeling and optimization of wet flue gas desulfurization system based on a hybrid modeling method[J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 2019, 69(5): 565.

[4] 马永涛, 邢江宽, 罗坤, 等. 数据驱动的燃煤电厂脱硫系统多目标优化[J]. 能源工程, 2024, 44(1): 1.

Ma Y T, Xing J K, Luo K, et al. Data-driven multi-objective optimization of coal-fired power plant desulfurization systems[J]. Energy Engineering, 2024, 44(1): 1.

[5] 李兆北, 王印松, 苏杰. 基于非支配排序遗传算法和多目标粒子群算法的脱硫系统运行策略优化[J]. 热力发电, 2022, 51(7): 149.
Li Z B, Wang Y S, Su J. Operation strategy optimization of desulfurization system based on hybrid NSGA II-MOPSO algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(7): 149.

[6] 肖祥武, 李志金, 舒畅, 等. 基于信息物理融合和XGBoost-MPGA 算法的燃煤电厂脱硫系统运行优化[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(14): 5202.
Xiao X W, Li Z J, Shu C, et al. Operation optimization of flue gas desulfurization system in coal-fired power plant based on cyber-physical fusion and XGBoost-MPGA algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(14): 5202.

[7] 李瑞连, 曾德良, 陈振宇, 等. 单塔双循环湿式烟气脱硫系统建模与优化控制[J]. 动力工程学报, 2025, 45(3): 399.
Li R L, Zeng D L, Chen Z Y, et al. Modeling and optimal control of single-tower and double-circulation wet flue gas desulfurization system[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2025, 45(3): 399.

[8] 李元, 杨志忠. 湿法烟气脱硫关键影响因素及新型单塔双循环技术[J]. 环境工程, 2016, 34(1): 69.
Li Y, Yang Z Z. Influence of key factors on lime-gypsum wet flue gas desulfurization and two circulations per tower technology[J]. Environmental Engineering, 2016, 34(1): 69.

[9] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates, Inc., 2017: 5998.

[10] Graves A. Supervised sequence labelling with recurrent neural networks[M]. Berlin: Springer, 2012: 37.

[11] Schuster M, Paliwal K K. Bidirectional recurrent neural networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(11): 2673.

[12] Wang J, Wang C W, Xue X H, et al. Black-winged kite algorithm: a nature-inspired meta-heuristic for solving benchmark functions and engineering problems[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(4): 98.

[13] 张云鹏, 左飞, 翟正军. 基于双 Logistic 变参数和 Chebychev 混沌映射的彩色图像密码算法[J]. 西北工业大学学报, 2010, 28(4): 628.
Zhang Y P, Zuo F, Zhai Z J. Color image cryptographic algorithm based on dual Logistic variable parameters and Chebyshev chaotic maps[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2010, 28(4): 628.

[14] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182.

[15] 曾祥秋, 叶瑞松. 基于改进Logistic映射的混沌图像加密算法[J]. 计算机工程, 2021, 47(11): 158.
Zeng X Q, Ye R S. Chaotic image encryption algorithm based on improved Logistic map[J]. Computer Engineering, 2021, 47(11): 158.

[16] 陶勇, 沈济南. 基于自适应差分进化策略的多目标进化算法[J]. 控制工程, 2018, 25(11): 2070.
Tao Y, Shen J N. Multi-objective evolutionary algorithm based on adaptive differential evolution strategy[J]. Control Engineering of China, 2018, 25(11): 2070.

[17] 马卫, 朱娴. 基于莱维飞行扰动策略的麻雀搜索算法[J]. 应用科学学报, 2022, 40(1): 116.
Ma W, Zhu X. Sparrow search algorithm based on Levy flight disturbance strategy[J]. Journal of Applied Sciences, 2022, 40(1): 116.

[18] 王小凯, 朱小文. 计量检定中 3 种判别和剔除异常值的统计方法[J]. 中国测试, 2018, 44(增刊 1): 41.
Wang X K, Zhu X W. Three statistical methods for distinguishing and eliminating outliers in metrological verification[J]. China Measurement & Test, 2018, 44(S1): 41.

（责任编辑　杜亚勤）