

DOI: 10.19666/j.rlfed.202410228

基于粒子群算法的燃煤 CFB 锅炉一氧化碳 与多污染物在线减排优化

康子为¹, 陈玲红¹, 武燕燕¹, 吴俊², 徐碧涛³, 金杭良³, 曲培培³

(1.浙江大学能源工程学院, 浙江 杭州 310027;

2.杭州杭联热电有限公司, 浙江 杭州 310018;

3.杭州和达能源有限公司, 浙江 杭州 310018)

[摘要] 深度调峰过程中燃煤循环流化床 (CFB) 锅炉面临 CO 排放质量浓度高及其与 NO_x、SO₂ 等多种污染物协同减排缺乏理论指导等问题。以某 150 t/h 燃煤 CFB 锅炉为研究对象, 构建基于长短时记忆 (LSTM) 神经网络、注意力机制 (Attention) 与极端梯度提升 (XGBoost) 算法的锅炉炉膛出口 CO、NO_x、SO₂ 等多种污染物排放质量浓度快速预测模型, 并耦合粒子群优化 (PSO) 算法建立 CO 在线减排优化策略模型。采用 2023 年 36 298 条实际运行数据作为训练样本进行炉膛出口污染物排放相关性分析, 筛选出污染物质量浓度预测模型的输入参数, 并设定适应度函数和边界函数, 通过减排优化模型计算, 提出了不同负荷范围 CFB 锅炉 CO、NO_x、SO₂ 质量浓度在线减排寻优策略, 并评估其在实际锅炉在线优化运行应用的可行性。

[关键词] CFB 锅炉; 长短时记忆神经网络; 粒子群算法; CO; 协同减排

[引用本文格式] 康子为, 陈玲红, 武燕燕, 等. 基于粒子群算法的燃煤 CFB 锅炉一氧化碳与多污染物在线减排优化[J]. 热力发电, 2025, 54(7): 23-32. KANG Ziwei, CHEN Linghong, WU Yanyan, et al. Online optimization for collaborative treatment of CO and multi-pollutant emission reduction based on particle swarm optimization[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(7): 23-32.

Online optimization for collaborative treatment of CO and multi-pollutant emission reduction based on particle swarm optimization

KANG Ziwei¹, CHEN Linghong¹, WU Yanyan¹, WU Jun², XU Bitao³, JIN Hangliang³, QU Peipei³

(1.College of Energy Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2.Hangzhou Hanglian Thermal Power Co., Ltd., Hangzhou 310018, China;

3.Hangzhou Heda Energy Co., Ltd., Hangzhou 310018, China)

Abstract: Nowadays, circulating fluidized bed (CFB) coal-fired boilers face challenges in the process of deep peak regulation, such as high CO emission concentrations and the lack of theoretical guidance for collaborative emission reduction of multiple pollutants including NO_x and SO₂. Taking a 150 t/h CFB coal-fired boiler as the research object, a model for quickly predicting mass concentrations of CO, NO_x and SO₂ emitted from the furnace is established based on the long short-term memory (LSTM) neural network, the Attention mechanism and the XGBoost algorithm. Moreover, an online emission reduction strategy is proposed by coupling with the particle swarm optimization (PSO) algorithm. 36 298 operational data points from the coal-fired boiler throughout 2023 are selected as training samples. A correlation analysis is conducted between the boiler inspection data and pollutant emission mass concentrations to determine the input parameters for the prediction model. The fitness function and boundary function are determined with the prediction model coupled with the PSO algorithm. Through the calculation of emission reduction optimization model, an online emission reduction optimization

收稿日期: 2024-10-09

基金项目: 浙江省“领雁”计划项目 (2024C03113)

Supported by: Key Research and Development Program of Zhejiang Province (2024C03113)

第一作者简介: 康子为 (1999), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为燃煤锅炉污染物减排优化, 616286629@qq.com。

通信作者简介: 陈玲红 (1972), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为化石能源清洁燃烧基础研究、智慧能源, chenlh@zju.edu.cn。

strategy for CO, NO_x and SO₂ mass concentrations of CFB boilers in different load ranges is proposed, and the feasibility of the algorithm in practical boiler tuning applications is evaluated.

Key words: CFB boiler; long short-term memory neural network; PSO algorithm; CO; multi-pollutant emission reduction

“双碳”目标下，燃煤机组要求配合新能源机组进行深度调峰，CO 已成为燃煤锅炉燃烧过程中生成的重要污染物之一。CO 是含碳燃料燃烧过程中生成的一种中间产物，炉内氮氧化物、硫氧化物和 CO 相互间具有一定程度的关联性，在限制燃煤锅炉燃烧过程中所产生的 NO_x 和 SO₂ 时，就会相应地生成大量的 CO^[1-2]。根据试验数据估算，CO 浓度超过一定值时，锅炉效率约降低 0.4%^[3]。并且随着 CO 浓度的升高，对锅炉管壁的腐蚀也将加重，为此燃煤锅炉工作的过程中，需要对炉内的 CO、NO_x 和 SO₂ 进行调节。

煤燃烧机理的研究发现，CO 产生途径主要包括^[4-8]大分子有机物高温热解、小分子有机物（如 C_xH_y）等缺氧燃烧、固定碳缺氧燃烧及水煤气反应以及固定碳与其他无机氧化物的置换反应等^[9-14]。可以看出，煤质特性、炉内温度、空气混合、燃烧时间等均是影响 CO、NO_x 和 SO₂ 生成的因素^[15]。

近年来，随着计算机技术的发展，机器学习已成为锅炉燃烧优化的重要研究工具，如 Zhou 等人^[16]于 SVM 模型搭建电站锅炉的氮氧化物预测模型，并基于粒子群优化（particle swarm optimization, PSO）算法优化得到最优的一次风速、二次风速。Song 等人^[17]基于 GRNN 搭建电站锅炉氮氧化物、给煤量和飞灰含碳量的综合预测模型，并基于 ABC 寻优算法得到最优二次风开度等参数。Xu 等人^[18]基于 ELM 模型搭建锅炉氮氧化物和热效率的综合预测模型，并基于 PSO 算法得到最优的二次风压力、速度等参数。清华大学顾燕萍等^[19]利用了一种基于最优保留策略的 GA 算法，对锅炉效率和 NO_x 排放进行了分别的优化处理。牛培峰等^[20]基于量子神经网络建立电厂锅炉氮氧化物排放浓度和锅炉煤耗的综合模型，并通过蜂群算法优化一次风量、燃煤量和各二次风门开度实现锅炉燃烧优化。当前 CO 协同其他污染物减排研究相对较少，随着燃煤锅炉参与调峰任务的占比增加，燃烧效率较低导致的 CO 排放量较大成为锅炉燃烧需要解决的新问题。

本文以某 150 t/h 燃煤 CFB 锅炉为研究对象，采用 PSO 算法开展 CO 超标工况寻优，将 NO_x 与 SO₂ 排放作为该算法的限制函数，CO 排放预测网络

作为该算法的目标函数，提出锅炉在线优化策略，为在线优化锅炉 CO 协同其他污染物减排提供科学指导。

1 理论模型

选择 PSO 算法作为锅炉在线寻优策略的核心工具^[21-27]，与 CO、NO_x、SO₂ 等污染物预测网络一并耦合建立锅炉 CO 协同多污染物减排优化算法。其中，基于结合注意力机制的 LSTM 网络、XGBoost 算法，根据历史运行数据，建立 CFB 锅炉炉膛出口 CO 与 NO_x、SO₂ 排放预测网络模型。PSO 算法主要负责在解空间搜寻可行优化解，通过调整锅炉可调参数实现降低锅炉 CO 排放，同时其他污染物的浓度控制在合理范围内的目标。

1.1 长短时记忆（LSTM）神经网络

长短时记忆（long short-term memory, LSTM）神经网络单个神经元的结构如图 1 所示。多个神经元可以组成 LSTM 神经网络的隐含层，神经元的个数决定了网络的复杂程度和计算输出的维度。可以观察到，输入隐含层的变量由 h_t 、 $x_{k,t}$ 和 C_{t-1} 组成， C 是 LSTM 神经网络中特有的内部自循环记忆单元，称为记忆细胞，通过分配长短期数据留存的比例来达成对网络重要长期记忆的留存，优化普通循环神经网络中的“遗忘”问题。

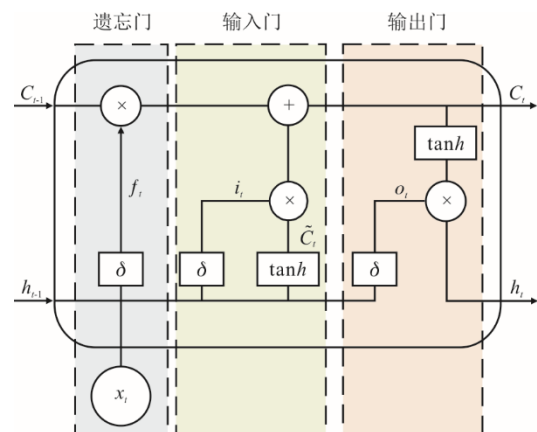


图 1 LSTM 神经网络神经元结构
Fig.1 Neuron structure of LSTM network

1.2 注意力机制

注意力机制（Attention）是一种模仿人脑对事

物分析的模型，内部由 Q (Query), K (key), V (value) 3 个重要的矩阵构成。 Q 包含了输入信息, K 、 V 矩阵一般成对出现, 一般为样本中以及包含的原始信息。自注意力机制 (self-Attention) 是注意力机制具体实现的一种, 自注意力体现在 Q 、 K 、 V 矩阵的数据来自于同源的输入, 在实际运用中, self-Attention 层可以跨时间步捕捉到特征之间的联系。对于前后连贯运行的系统, 这样的处理使得模型能注意到更早时刻存在的重要变化, 辅助模型对当下状态做出更合理的判断。为了更准确地提取数据间特征, 选取了多头自注意力机制 (multi-head self-attention)。

1.3 粒子群优化算法

本文优化算法以粒子群算法为基础, 基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解, 其计算过程如图 2 所示。粒子群算法初始化为一群随机的粒子 (随机解), 然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中, 粒子通过跟踪 2 个极值来更新自己: 第 1 个是个体极值, 即粒子本身所找到的最优解; 第 2 个是全局极值, 即整个种群目前找到的最优解。粒子们追随当前的最优粒子在解空间中搜索, 从而使整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程, 最终获得问题的最优解。式(1)、式(2)展示了粒子速度与位置更新具体计算过程。

$$v_{id,k+1} = v_{id,k} + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{id} - z_{id,k}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{gd} - z_{id,k}) \quad (1)$$

$$\begin{aligned} z_{id,k+1} &= z_{id,k} + v_{id,k+1} \\ Z_i &= (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{id}) \\ V_i &= (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}) \\ P_i &= (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}) \\ P_g &= (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}) \end{aligned} \quad (2)$$

式中: Z_i 为第 i 个粒子在 d 维空间中的矢量位置; V_i 为第 i 个粒子的飞行速度; P_i 为粒子 i 迄今为止搜索到的最优位置; P_g 为整个粒子群群里迄今为止搜索到的最优位置; k 为算法在迭代寻优时的第 k 轮迭代; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 的随机数, 这些随机数通常在每次迭代中重新生成, 用于保证粒子群体的多样性, 在速度更新公式中引入随机性, 从而帮助粒子跳出局部最优解, 增强全局搜索能力; c_1 和 c_2 为学习因子, 使粒子具有自我总结与向种群中优秀个体靠拢的能力, 本文算法中分别设置为 0.5、0.3。

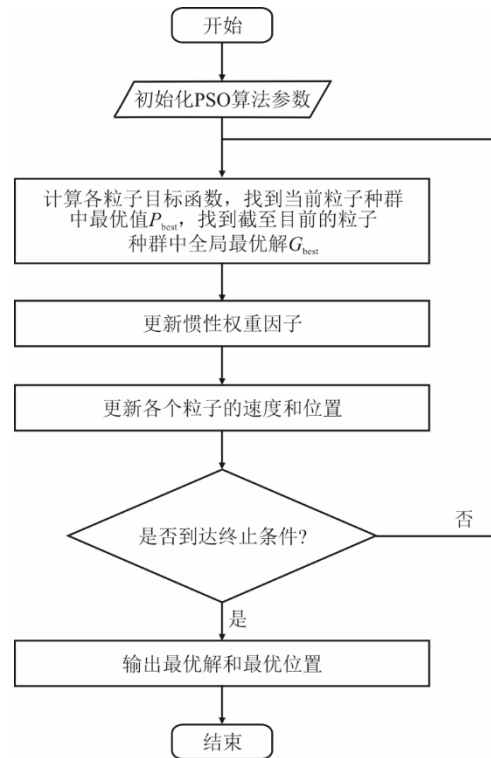


图 2 粒子群算法具体计算过程
Fig.2 The calculation process of particle swarm optimization algorithm

Fitness 函数是评价粒子群中每个粒子的优劣程度, 其值反映了搜索空间中对应的目标函数值, 合适的适应度函数设计直接决定了算法的收敛速度以及性能。为保证锅炉平稳运行, 在 NO_x 、 SO_2 排放不超标的情况下降低锅炉 CO 排放量, 基于以上考量设计适应度函数 $f(nn, action, e_{t+1}, e_t)$ 为:

$$f = \max \begin{cases} 100\rho_e - 0.1 \sum_{j=1}^n \Delta action_{j,t+1}, & (\rho_e > 0) \\ -1.5, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$e_{t+1} = nn_{CO}(action_{1,t+1}, \dots, action_{j,t+1}) \quad (4)$$

$$\rho_e = \frac{e_t - e_{t+1}}{e_t}, e_t \neq 0 \quad (5)$$

式中: e_{t+1} 为采取优化策略后 $t+1$ 时刻 CO 排放网络预测值; e_t 为 t 时刻 CO 排放质量浓度; ρ_e 为采取优化策略后的优化幅度; action 为优化策略的具体动作; nn() 为神经网络函数。

为了避免策略过于激进影响锅炉运行状态, 调整后其他污染物生成浓度过高, 设计优化算法的限制函数, 限制策略的调整幅度 $< 15\%$, 调整后炉内 NO_x 质量浓度小于 50 mg/m^3 , SO_2 排放质量浓度小于 300 mg/m^3 , 边界函数 $f(nn, action)$ 的定义为式(6)。

$$f = \begin{cases} nn_{SO_2}(\text{action}_{1,t+1}, \dots, \text{action}_{j,t+1}) < 300 \\ \frac{|\text{action}_{j,t} - \text{action}_{j,t+1}|}{\text{action}_{j,t}} < 15\% \\ nn_{NO_x}(\text{action}_{1,t+1}, \dots, \text{action}_{j,t+1}) < 50 \end{cases} \quad (6)$$

设计适应度函数的总则是寻找到改变锅炉运行条件时,下一时刻最低 CO 排放质量浓度的工况,调整后下降幅度 e 越大认为该点调优情况越好,对于调整后排放浓度增大的值应该舍弃,同时也应该对算法调整参数时的幅度加以限制,幅度调整过大会影响锅炉的稳定燃烧,因此会将调整幅度作为粒子优化评价的负向增益。

策略激进指的是,假如不对算法参数的调整幅度加以限制,可能会出现为了达成降低污染物目标关闭出风口,关闭给煤机等等不符合运行常理的操作。

2 结果分析与讨论

2.1 炉膛出口 CO、NO₂、SO₂ 质量浓度特征

本文以额定蒸发量 150 t/h 的 CFB 锅炉为研究对象,其中一次风机鼓出的空气在经过空气预热器的加热处理后分为 2 路:一路有效地使物料流化,确保燃烧过程中燃料的均匀性和稳定性;另一路送至炉前,用于播煤、给煤机及给煤管路输煤,保证煤炭均匀播撒和输送。二次风在前墙设有 6 只风口,后墙设有 4 只风口。石灰石给料系统直接将石灰石从锅炉二次风口投入炉膛。其中 DCS 测点位

置如图 3 所示。

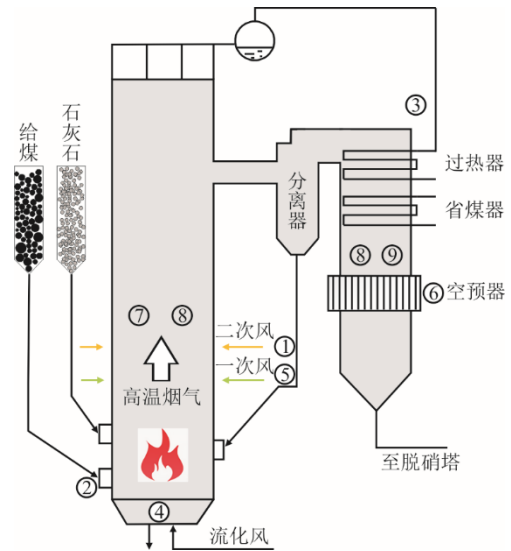


图 3 CFB 锅炉测点位置示意
Fig.3 Schematic diagram of the measuring points of CFB boiler

图 4 为 2023 年炉膛出口 CO、NO₂、SO₂ 质量浓度数据检测结果,从图 4 可以看出,CO 的排放质量浓度在 100~500 mg/m³ 剧烈波动,最大排放质量浓度为 500.19 mg/m³,锅炉出现频次最高的排放质量浓度为 120 mg/m³,且有 4% 以上的工况锅炉排放质量浓度超过了 450 mg/m³。锅炉内 NO₂ 在 50 mg/m³ 附近波动。炉内 SO₂ 产生波动较大,在 200~500 mg/m³ 内波动,较少出现极端情况。

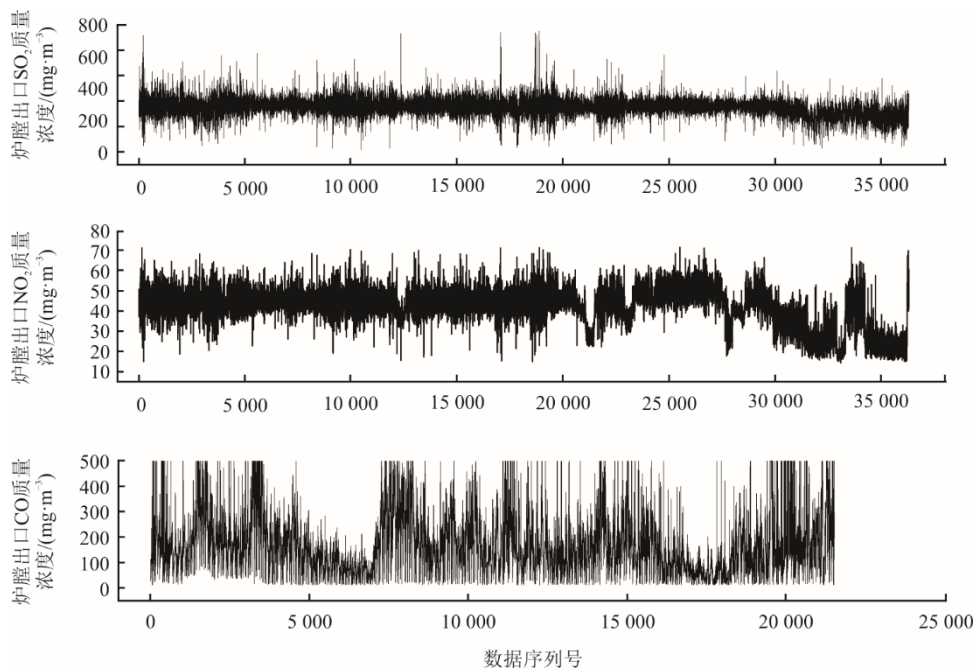


图 4 2023 年 DCS 检测的炉膛出口 CO、NO₂、SO₂ 质量浓度数据分布
Fig.4 The DCS detection data of CO, NO₂ and SO₂ mass concentrations at furnace outlet in 2023

2.2 模型输入参数确定

对于神经网络的输入特征值选择，应让选取对象包含尽可能多的目标信息。特征值与目标的相关性越强，对应模型训练的精度也就越高。本文采用最大互信息系数 (maximal information coefficient, MIC) 来衡量特征值与目标之间的非线性关系，这主要是 MIC 作为一种非参数统计方法，不需要对数据的分布进行假设，在处理具有复杂非线性关系的数据时更加灵活；与传统的相关性度量方法 (如

Pearson 相关系数) 相比，MIC 在样本量较小、特征数量较多等情况下具有较好的鲁棒性。从 1 124 个 DCS 测点 36 298 条历史数据中筛选出模型输入参数。图 5 为最大互信息系数热力图。从图 5 前 3 行可以看出：所筛选出的测点与 3 个污染物排放质量浓度均存在强烈的非线性相关性，适合作为网络的输入特征值；挑选出 55 个特征向量作为其他污染物网络输入，加入 SO₂ 质量浓度与 NO_x 质量浓度与以上特征向量作为 CO 排放网络输入，最终结果见表 1。

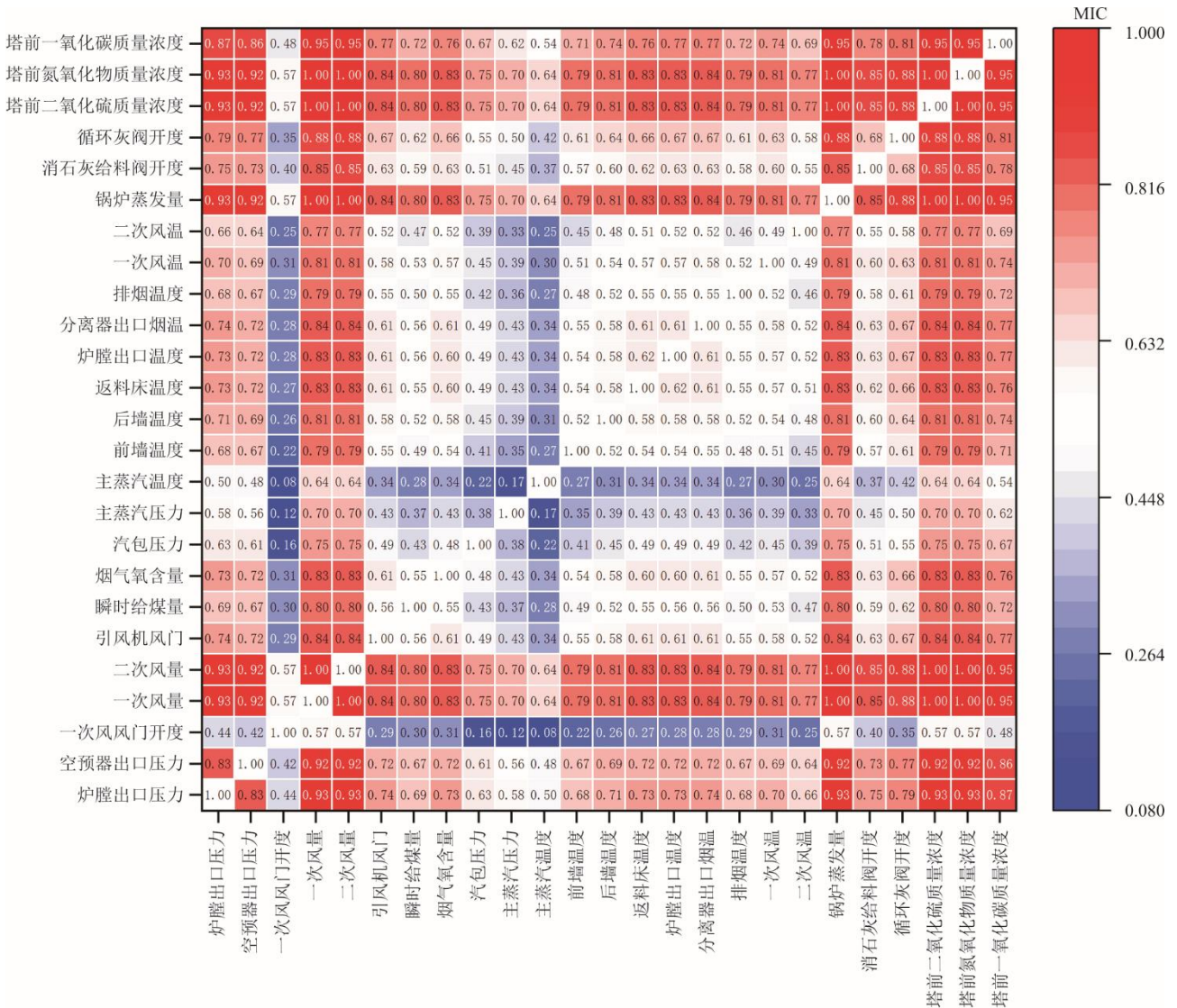


图 5 最大互信息系数热力图
Fig.5 The thermodynamic diagram of maximum mutual information coefficient

基于 CFB 锅炉 36 298 条 DCS 数据，搭建了 CO、NO_x、SO₂ 排放预测网络，具体如图 6 所示。其中 CO 排放预测网络通过 1D_CNN 提取特征间潜在联系，Attention 层捕捉时序上的全局信息，最终使用 LSTM 神经网络在锅炉历史数据规律上对 CO 排放进行预测。CO 排放预测网络在 400 个连续

测试集上预测模型均方根误差 (root mean square error, RMSE) δ_{RMSE} 为 16.77 mg/m³, R² 修正系数为 0.86, 当测试集扩大到 1 000 时, 模型对更多的未知数据表现出更好的预测性能, δ_{RMSE} 与 R² 修正系数分别为 14.90 mg/m³ 与 0.89。对于 NO_x、SO₂ 排放预测网络, 其中对 NO_x 预测效果很好, δ_{RMSE}

与 R^2 修正系数分别为 3.00 mg/m^3 与 0.89 ；因炉内 SO_2 波动较大，神经网络难以准确预测，采取集成学习 XGBoost 算法，最终 δ_{RMSE} 与 R^2 修正系数分别为 34.76 mg/m^3 与 0.67 。

本文同时利用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) δ_{RMSE} 评估 3 个预测模型， CO 、 NO_x 、 SO_2 排放预测网络的 δ_{RMSE} 分别为 18.76 、 2.25 、 37.61 mg/m^3 ，表明模型预测误差在合理范围内，满足工业上的预测要求。

表 1 特征筛选结果
Tab.1 The results of feature selection

测点名称	数量	测点名称	数量
悬浮段下部压力	2	返料母管风压	1
空预器出口压力	2	引风机电流/频率	1/1
压力	2	给煤量	3
风门开度	1	烟气含氧量	2
一次风机/二次风机	1/1	流量	1
电流	1/1	主蒸汽 压力	1
风量	2/1	温度	1
频率	1/1		
模型输入特征		汽包压力	1
给水	1	炉膛出口温度	2
温度	1	分离器出口烟温	2
流量	1	高过进口烟温	2
汽包水位	1	排烟温度	2
前墙温度	4	一次风温度	2
后墙温度	4	二次风温度	1
返料床温度	1	循环灰阀开度	2
风机母管压力	1	锅炉蒸发量	1
消石灰给量阀开度	1		
模型输出特征		塔前 SO_2 质量浓度	1
其他污		塔前 NO_x 质量浓度	1
染物预		CO 排放质量浓度	1
测网络		预测网络	
总特征向量	58		

从筛选出的特征值中挑选出一次风量 (左、右)、二次风量、给煤量 (1 号、2 号、3 号)、消石灰给料阀开度、循环给料阀开度 (1 号、2 号) 作为模型待优化的可变参数模拟对锅炉运行优化进行操作。

2.3 多种污染物优化结果分析

从锅炉历史 DCS 里面筛选出 CO 排放质量浓度高于 300 mg/m^3 的记录共 2 498 条 (约占历史运行数据集的 10%)，具体如图 7 所示。由图 7 可以看出， CO 排放超标工况主要集中在锅炉额定负荷的 60%~90%。为此，从锅炉额定负荷 60%~70%、71%~80%、81%~90% 的工况中选取典型长时间超标历史运行数据，通过粒子群算法分析其在不同工况下对锅炉进行 CO 减排优化后的效果。

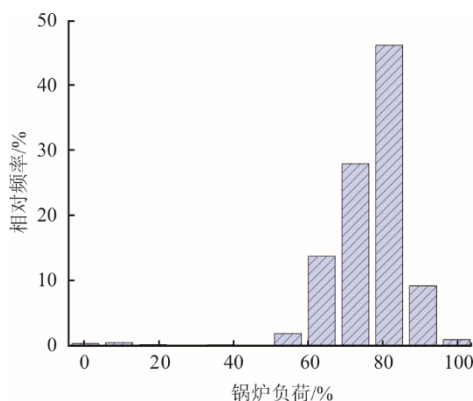


图 7 高 CO 排放浓度下锅炉负荷分布
Fig.7 The boiler load distribution with high CO emission mass concentration

锅炉在 60%~70% 额定负荷运行时， CO 排放质量浓度易出现 400 mg/m^3 的超高值，5 个工况甚至能达到全年测量的极值 499.85 mg/m^3 且接近测点量程。选取 52 个典型高排放工况对锅炉运行优化，基于 PSO 算法开展在线寻优，优化策略为：先适当减小一次风总量，合理分配各一次风喷口出风量，提升一次风温；二次风保持合理风量，在污染物质量浓度较大工况提升二次风温，并适当增大引风机电流与石灰石给料量。

优化后， CO 排放质量浓度平均下降 20.38 mg/m^3 ，最高下降 67.62 mg/m^3 。 CO 排放下降幅度及模型计算所需时间如图 8 所示。其中下降幅度为 1%~17%，并且随着 CO 排放质量浓度的增加呈现“两头翘”的趋势，如 CO 排放质量浓度低于 300 mg/m^3 的工况点 1—7，其下降幅度平均能达到 12.49%，当 CO 排放质量浓度在 490 mg/m^3 左右时，如工况点 28—

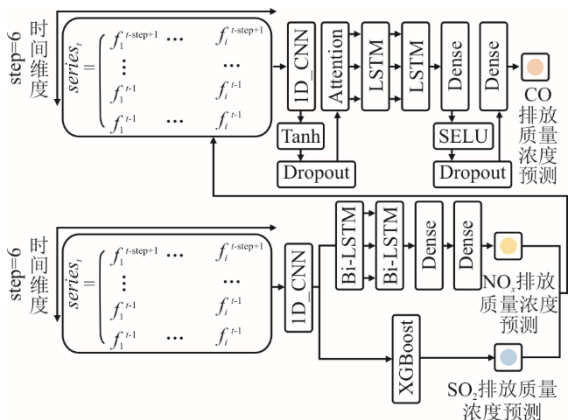


图 6 多污染物减排预测网络模型结构示意图
Fig.6 The structural diagram of multi-pollutant emission reduction prediction model

30、38—46，优化也能达到不错的效果。对于处于中间的工况点来说，优化效果普遍在 2% 左右，这可能与中间工况运行时，运行参数特征不明显，寻优难度大所致，还可能和限制函数较为严格，解空间狭小有关。

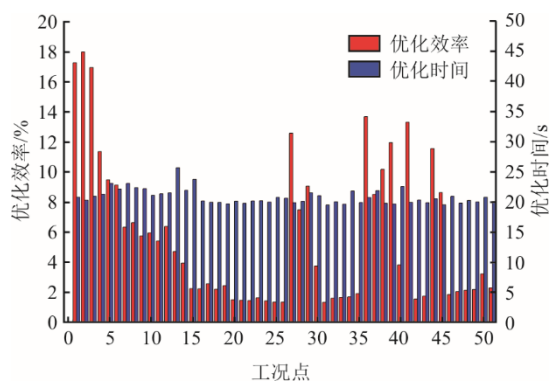
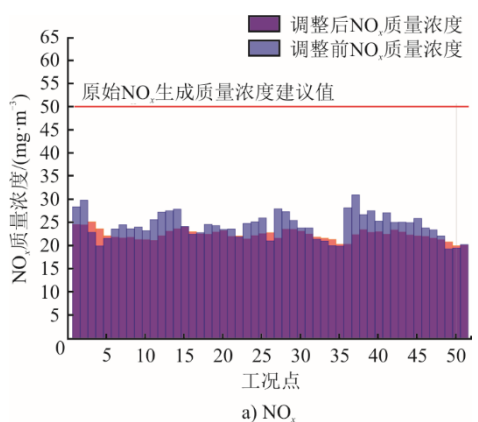


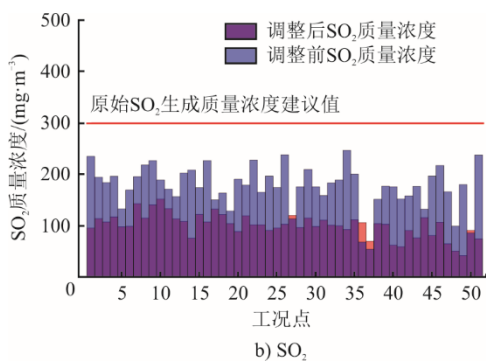
图 8 锅炉 60%~70% 额定负荷运行时 CO 优化效率及优化时间

Fig.8 The CO optimization efficiency and optimization time at 60%~70% rated load

当前工况优化后其他污染物生成情况如图 9 所示。



a) NO_x



b) SO₂

图 9 锅炉 60%~70% 额定负荷运行时调优前后 NO_x 与 SO₂ 质量浓度对比

Fig.9 The NO_x and SO₂ emission mass concentrations before and after optimization at 60%~70% rated load

由图 9 可知，优化对大部分工况 NO_x 与 SO₂ 的控制都有较好的效果，这得益于约束函数的约束作用。优化后，NO_x 排放质量浓度平均下降 1.96 mg/m³，最高下降 8.58 mg/m³，SO₂ 排放质量浓度平均下降 75.68 mg/m³，最高下降 164.42 mg/m³。

对于 71%~80% 的锅炉额定负荷工况，基于 PSO 算法开展在线寻优，优化策略主要为：对一次风采取左减右加、提升风温；二次风提升总量，降低风温；加大引风机功率、石灰石给料量、飞灰再循环倍率。CO 优化效率及优化时间如图 10 所示。优化后，CO 排放质量浓度普遍下降 6%~12%，平均下降 22.08 mg/m³，最高下降 32.83 mg/m³，每个工况点寻优计算时间为 20~40 s。

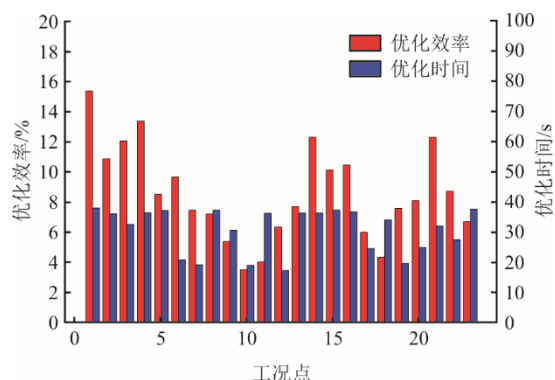
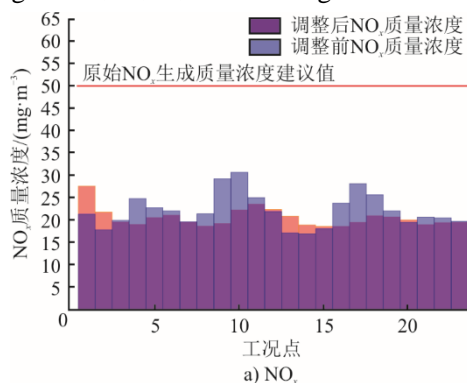


图 10 锅炉 71%~80% 额定负荷运行时 CO 优化效率及优化时间
Fig.10 The CO optimization efficiency and optimization time at 71%~80% rated load

观察调整后其他污染物的排放情况（图 11），锅炉原始 NO_x 生成质量浓度在 23 mg/m³ 左右波动，优化后 NO_x 生成质量浓度控制在 20 mg/m³ 左右，优化后超过 90% 工况点的 NO_x 质量浓度都有所下降，NO_x 排放质量浓度平均下降 1.61 mg/m³，最高下降 10.01 mg/m³。优化后，部分工况点 SO₂ 排放质量浓度有所提升，并且这些工况点 CO 减排优化效果较好，但 SO₂ 总体排放质量浓度能够保证在建议生成质量浓度之下，SO₂ 排放质量浓度平均上升 5.60 mg/m³，最高下降 105.77 mg/m³。



a) NO_x

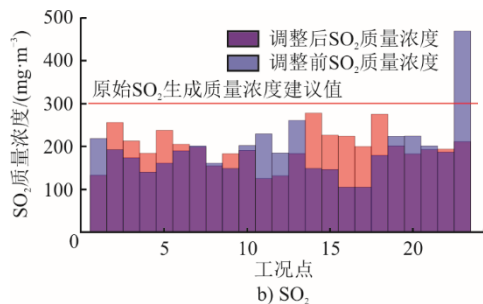


图 11 锅炉 71%~80%额定负荷运行时调优前后 NO_x 与 SO₂ 污染物浓度对比

Fig.11 The NO_x and SO₂ emission mass concentrations before and after optimization at 71%~80% rated load

对于 81%~90% 锅炉额定负荷工况, 调优前炉膛出口 CO 质量浓度为 200~450 mg/m³, NO_x 为 37~50 mg/m³ 左右, SO₂ 为 280~310 mg/m³。基于 PSO 算法开展在线寻优, 优化策略为: 一次风遵循左加右减、增加风温规律; 二次风遵循增大风量、降低风温规律; 给煤量、飞灰再循环阀及消石灰给料阀均遵循增大规律。锅炉 81%~90% 额定负荷运行时 CO 优化效率及优化时间如图 12 所示, 调优前后 NO_x 与 SO₂ 质量浓度对比如图 13 所示。

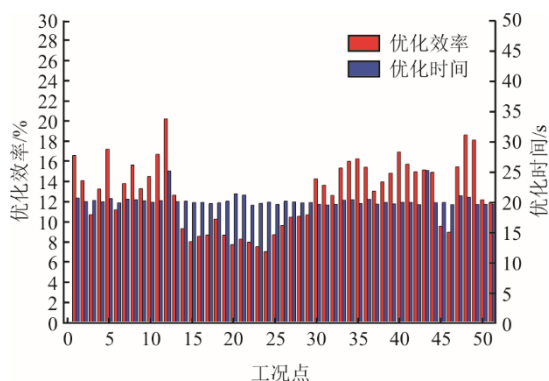


图 12 锅炉 81%~90%额定负荷运行时 CO 优化效率及优化时间

Fig.12 The CO optimization efficiency and optimization time at 81%~90% rated load

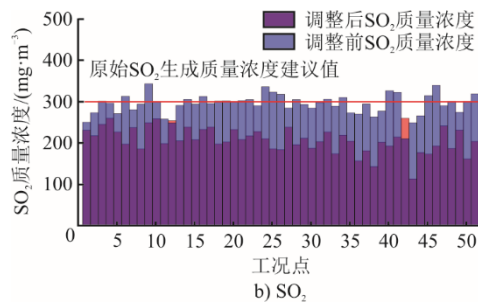
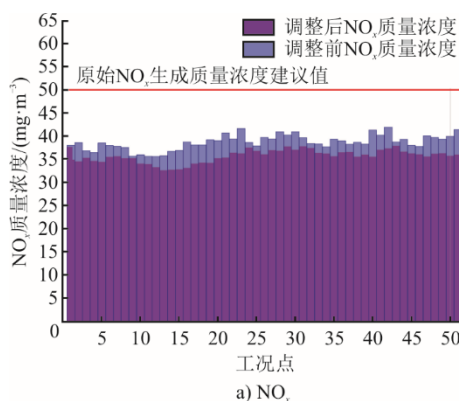


图 13 锅炉 81%~90%额定负荷运行时调优前后 NO_x 与 SO₂ 质量浓度对比

Fig.13 The NO_x and SO₂ emission mass concentrations before and after optimization at 81%~90% rated load

调优后, CO、NO_x、SO₂ 排放质量浓度平均分别下降 29.55、3.06、84.85 mg/m³, 最高分别下降 37.55、5.79、147 mg/m³。相较于中低负荷区间, 在高负荷区间的下降幅度更高, CO 排放下降幅度最少能达到 7%, 平均下降幅度为 12.7%, 优化时间更短, 优化一个工况点平均耗时 20.12 s。这可能与当前状态锅炉运行在一个较为良好的工况有关, 算法经过较小的调整就能达到较优的运行条件, 尾部污染物浓度也能控制到很低的程度。

在不同负荷范围内下, 运行状态良好时均表现出优化效果更好的规律, 这可能是由于, 一方面, 与运行状态较差的情况相比, 运行状态良好时的数据量大, 模型学习到优良低排放的工况点特征机会多; 另一方面, 一般优良工况下运行状态平稳, 算法寻优可搜索空间大。也就是说, 在运行状态差情况下, 很多搜索到的解可能不合理, 在有限时间内, 相对于工况优良时搜索到局部最优解的概率低。

锅炉数据测点的采样时间为 10 min 左右, 基于本文的算法一般可在 20~60 s 内获得优化结果。需要指出的是, 当锅炉在变工况或者即将停炉时触发调优, 可能会影响算法的稳定性。

2.4 实际优化案例对比分析

为了验证算法的可行性, 读取锅炉从 2024 年 1 月—3 月的数据, 挑选出 CO 质量浓度较大工况, 按照锅炉负荷随机抽取 5 个工况点进行优化, 其中工况点 1 为高锅炉负荷, 工况点 2、3 为中锅炉负荷, 其他点为低锅炉负荷, 对比锅炉实际成功减排 CO 调试案例和算法 CO 减排策略之间的差异, 结果见表 2。

表 2 中, 数值的正负代表优化后在原工况基础上数值的增减, 相似度表示算法与实际调整对于可调节参数的动作趋势相似性, 对同一参数, 当调整趋势相同且数值上差异不超过 10%, 即认为在该参

数上算法和实际调整一致。

从表 2 的策略相似度来看：算法调整趋势和锅炉实际生效 CO 减排调整趋势较为相似，不过在锅炉实际调试操作中，对其他污染物的生成关注度不够；有超过一半的工况在调整后 SO₂ 的生成质量浓度增量大于 40 mg/m³，而在算法的辅助下，仅有一

个工况的 SO₂ 的生成质量浓度增量大于 0，相较于优化前 SO₂ 质量浓度仅有 6.9% 的增幅；对于炉内 NO_x 的生成质量浓度，算法和实际调整都控制得比较好，实际调整只有一个工况有 0.76 mg/m³ 的增幅。因此可以认为算法能够识别出锅炉当前状态，并能根据当前的参数给出相应的 CO 减排建议。

表 2 实际锅炉调试和算法调优差异
Tab.2 The comparison between actual boiler debugging and algorithm optimization

调整对象	工况点 1	工况点 2	工况点 3	工况点 4	工况点 5	
塔前 SO ₂ 质量浓度/ (mg·m ⁻³)	锅炉实际调整	+132.03	+20.66	+41.5	+45.81	-9.62
	算法调整	-12.08	-70.23	+7.52	-51.32	-88.80
塔前 NO _x 质量浓度/ (mg·m ⁻³)	锅炉实际调整	-10.09	+0.76	-5.08	-3.57	-0.89
	算法调整	-5.54	-3.43	-10.64	-3.81	-6.21
塔前 CO 质量浓度/ (mg·m ⁻³)	锅炉实际调整	-124.00	-12.92	-49.27	-94.14	-86.72
	算法调整	-222.91	-21.14	-69.44	-12.39	-67.21
实际调整与策略相似度/%	79	79	71	64	71	

3 结 论

1) 通过 LSTM 网络、CNN 网络、注意力机制以及 XGBoost 算法等构建 CO、NO_x、SO₂ 排放质量浓度的预测模型，在 400 个连续测试集上均方根误差分别为 14.90、3.00、34.77 mg/m³，R² 分别为 0.87、0.89、0.67。

2) 基于上述预测模型与 PSO 算法耦合的算法，确定了适应度函数和边界函数，并对锅炉较高负荷运行工况进行寻优策略研究。

3) 在 CO 协同其他污染物优化过程中，调优后炉膛出口 CO 质量浓度可从 200~450 mg/m³ 下降至 170~400 mg/m³，平均下降 29.55 mg/m³，CO 平均优化效率最高为 12.70%，NO_x 排放质量浓度平均下降 3.06 mg/m³，SO₂ 排放质量浓度平均下降 84.85 mg/m³。

4) 将算法调优结果和锅炉实际调优成功决策对比，发现相似度在 64% 以上，说明该优化算法有一定的可行性。另外，所有负荷成功执行一次调优的时间均在 40 s 内，可实现在线寻优。

[参 考 文 献]

[1] 梁中荣, 蓝茂蔚, 郑国, 等. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉高效率低 NO_x 的多目标优化研究[J]. 发电技术, 2023, 44(6): 809-816.
LIANG Zhongrong, LAN Maowei, ZHENG Guo, et al. Study on multi-objective optimization of high-efficiency and low-NO_x emissions of power station boilers based on least squares support vector machines[J]. Power

Generation Technology, 2023, 44(6): 809-816.
[2] 刘众元, 马素霞, 李国胜, 等. 基于燃烧优化的 CFB 锅炉最优静态调节特性研究[J]. 热力发电, 2017, 46(5): 50-55.
LIU Zhongyuan, MA Suxia, LI Guosheng, et al. The optimal static regulation characteristics of circulating fluidized bed boiler based on combustion optimization[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(5): 50-55.
[3] 李宁, 丁雪松, 徐雨红, 等. 循环流化床锅炉污染物排放与控制策略综述[J]. 现代盐化工, 2021, 48(6): 29-30.
LI Ning, DING Xuesong, XU Yuhong, et al. Review on pollutant emission and controlling strategies for circulating fluidized bed boilers[J]. Modern Salt and Chemical Industry, 2021, 48(6): 29-30.
[4] 康子为. 基于 LSTM 网络的燃煤 CFB 锅炉一氧化碳与多污染物减排协同优化研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2024: 1.
KANG Ziwei. Collaborative treatment of CO and multi-pollutant emission reduction in CFB boiler based on LSTM network[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2024: 1.
[5] 王晨龙. 燃煤烟气多污染物协同控制装置中 CFD 模拟研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2014: 1.
WANG Chenlong. Research on CDD simulation of multi-pollutant collaborative control device in coal-fired power plants[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2014: 1.
[6] 元泽民, 黄中, 武广剑, 等. 350 MW 超临界循环流化床锅炉 SO₂、NO_x 及粉尘排放特性试验[J]. 洁净煤技术, 2023, 29(2): 163-171.
YUAN Zemin, HUANG Zhong, WU Guangjian et al. Emission characteristics test of SO₂, NO_x and dust from a 350 MW supercritical circulating fluidized bed boiler[J]. Clean Coal Technology, 2023, 29(2): 163-171.
[7] 包绍麟, 周托, 那永洁, 等. CFB 锅炉 SO₂、NO_x 排放及性能测试[J]. 工业锅炉, 2015(1): 42-45.
BAO Shaolin, ZHOU Tuo, NA Yongjie, et al. Environmental & Thermal Performance Test of CFB

- Boiler[J]. *Industrial Boiler*, 2015(1): 42-45.
- [8] 吴运凯, 苏胜, 王中辉, 等. 燃煤锅炉 CO 生成特性对锅炉效率及 NO_x 生成的影响机制[J]. *燃烧科学与技术*, 2021, 27(5): 553-561.
WU Yunkai, SU Sheng, WANG Zhonghui, et al. Influence mechanism of CO generation of coal-fired boilers on boiler efficiency and NO_x generation[J]. *Journal of Combustion Science and Technology*, 2021, 27(5): 553-561.
- [9] KE X W, ENGBLOM M, YANG H R, et al. Prediction and minimization of NO_x emission in a circulating fluidized bed combustor: a comprehensive mathematical model for CFB combustion[J]. *Fuel*, 2022, 309: 122133.
- [10] 郭炯楠, 高明明, 吕俊复, 等. 生物质 CFB 氮氧化物排放建模与优化控制[J]. *动力工程学报*, 2024, 44(1): 45-55.
GUO Jiongnan, GAO Mingming, LYU Junfu, et al. Modeling and optimal control for nitrogen oxide emissions from biomass circulating fluidized bed[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2024, 44(1): 45-55.
- [11] 高明明, 郭炯楠, 于浩洋, 等. 适应深度调峰的循环流化床 NO_x 排放建模[J]. *洁净煤技术*, 2023, 29(6): 24-31.
GAO Mingming, GUO Jiongnan, YU Haoyang, et al. Modeling of nitrogen oxide emission in circulating fluidized bed for deep peak regulation[J]. *Clean Coal Technology*, 2023, 29(6): 24-31.
- [12] SLADEK S, MELKA B, KLIMANEK A, et al. Hybrid modeling of a circulating fluidized bed boiler for development of a prediction and prescription system for power plant operation[J]. *Fuel*, 2024, 365: 131258-131259.
- [13] 孙胡彬, 杨建国, 金宏伟, 等. 基于贝叶斯优化—随机森林回归的燃煤锅炉 NO_x 预测模型[J]. *动力工程学报*, 2023, 43(7): 910-916.
SUN Hubin, YANG Jianguo, JIN Hongwei, et al. NO_x prediction model for coal-fired boiler based on Bayesian optimization-random forest regression[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2023, 43(7): 910-916.
- [14] 曹歌瀚, 黄亚继, 徐文韬, 等. 基于机器学习的燃煤锅炉分工况建模与燃烧优化[J]. *锅炉技术*, 2023, 54(5): 41-47.
CAO Gehan, HUANG Yaji, XU Wentao, et al. Modeling and online combustion optimization of coal-fired boiler under different working conditions based on machine learning[J]. *Boiler Technology*, 2023, 54(5): 41-47.
- [15] NAN L, YOU L, YONG H. Prediction of NO_x emissions from a coal-fired boiler based on convolutional neural networks with a channel attention mechanism[J]. *Energies*, 2022, 16(1): 76-76.
- [16] ZHOU H, ZHENG L, CEN K. Computational intelligence approach for NO_x emissions minimization in a coal-fired utility boiler[J]. *Energy Conversion and Management*, 2009, 51(3): 580-586.
- [17] SONG J, ROMERO C E, YAO Z, et al. Improved artificial bee colony-based optimization of boiler combustion considering NO_x emissions, heat rate and fly ash recycling for on-line applications[J]. *Fuel*, 2016, 172: 20-28.
- [18] XU X, CHEN Q, REN M F, et al. Combustion optimization for coal fired power plant boilers based on improved distributed ELM and distributed PSO[J]. *Energies*, 2019, 12(6): 1-24.
- [19] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉燃烧优化[J]. *中国电机工程学报*, 2010, 30(17): 91-97.
GU Yanping, ZHAO Wenjie, WU Zhansong. Combustion optimization for utility boiler based on least square-support vector machine[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2010, 30(17): 91-97.
- [20] 牛培峰, 马云鹏, 张欣欣, 等. 基于人工智能技术的火电厂燃煤锅炉智能燃烧优化研究及应用[J]. *智能科学与技术学报*, 2019, 1(2): 163-170.
NIU Peifeng, MA Yunpeng, ZHANG Xinxin, et al. Research and application on combustion optimization of coal-fired boiler in thermal power plant based on artificial intelligence technology[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2019, 1(2): 163-170.
- [21] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//*Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Neural Information Processing Systems. 2017: 6000-6010.
- [22] TUTTLE J F, VESEL R, ALAGARSAMY S, et al. Sustainable NO_x emission reduction at a coal-fired power station through the use of online neural network modeling and particle swarm optimization[J]. *Control Engineering Practice*, 2019, 93: 104167-104167.
- [23] 冯磊华, 桂卫华, 杨锋. 基于改进 PSO 的电站锅炉低 NO_x 燃烧优化[J]. *系统仿真学报*, 2011, 23(12): 2812-2815.
FENG Leihua, GUI Weihua, YANG Feng. Improved particle swarm optimization to optimize combustion of power plant boiler for low NO_x emission[J]. *Journal of System Simulation*, 2011, 23(12): 2812-2815.
- [24] 魏向国, 汤泽煜, 张明法. 基于改进粒子群算法的火电机组锅炉燃烧多目标优化[J]. *机电信息*, 2023(18): 24-27.
WEI Xiangguo, TANG Zeyu, ZHANG Mingfa. Multi objective optimization of boiler combustion in thermal power units based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Mechanical and Electrical Information*, 2023(18): 24-27.
- [25] 李建强, 汪安明, 潘文凯, 等. 燃煤电站锅炉低 NO_x 燃烧运行参数优化[J]. *动力工程学报*, 2016, 36(5): 337-403.
LI Jianqiang, WANG Anming, PAN Wenkai, et al. Operating parameters optimization for low NO_x combustion of coal-fired boilers[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2016, 36(5): 337-403.
- [26] 于锡才. 基于粒子群优化算法的低 NO_x 排放过程的优化研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2008: 1.
YU Xicai. Optimization for the low NO_x emission process based on particle swarm optimization[D]. Shenyang: Northeastern University, 2008: 1.
- [27] 王爽. 基于神经网络和 PSO 算法的双燃料发动机多目标优化标定[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020: 1.
WANG Shuang. Multi-objective optimization calibration of dual-fuel engine based on neural network and PSO algorithm[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020: 1.

(责任编辑 邓玲惠)