

DOI: 10.19666/j.rlfed.202503038

基于 ISSA-RF-SSA 的飞灰含碳量预测与 燃烧优化调整

侯儒伟, 田放, 蔡浩, 马华, 刘伯阳
(华能南京热电有限公司, 江苏 南京 210035)

[摘要] 针对传统飞灰含碳量预测模型存在局部最优解陷阱和泛化能力不足的问题, 在锅炉热态多工况试验的基础上, 经数据采集、处理以及变量 Pearson 相关性分析和重要度排序筛选出 28 个关键特征参数, 采用麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 确定随机森林 (random forest, RF) 模型最优超参数, 构建 SSA-RF 预测模型。模型验证结果表明: SSA-RF 模型在训练集和测试集的均方根误差分别降至 0.010 8 和 0.019 1, 决定系数 R^2 提升至 0.999 7 和 0.998 1, 显示模型优异的预测准确性和泛化能力。进一步提出 ISSA-RF-SSA 算法, 融合多种策略改进 SSA, 实现燃烧参数的全局极值寻优。工程验证显示, ISSA-RF-SSA 算法预测飞灰含碳量与实际值误差为 0.03 百分点, 该算法优化后锅炉实际飞灰含碳量由 2.500% 降至 1.345%。研究结果表明, 通过多策略改进的 ISSA-RF-SSA 方法显著提升了算法的寻优性能, 为燃煤机组燃烧优化提供了新思路。

[关键词] 燃煤锅炉; 飞灰含碳量; 燃烧优化; 麻雀搜索算法; 随机森林

[引用本文格式] 侯儒伟, 田放, 蔡浩, 等. 基于 ISSA-RF-SSA 的飞灰含碳量预测与燃烧优化调整[J]. 热力发电, 2025, 54(12): 134-141. HOU Ruwei, TIAN Fang, CAI Hao, et al. Fly ash carbon content prediction and combustion optimization adjustment based on ISSA-RF-SSA[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(12): 134-141.

Fly ash carbon content prediction and combustion optimization adjustment based on ISSA-RF-SSA

HOU Ruwei, TIAN Fang, CAI Hao, MA Hua, LIU Boyang
(Huaneng Nanjing Cogeneration Co., Ltd., Nanjing 210035, China)

Abstract: In view of the problems that conventional fly ash carbon content prediction models are prone to fall into local optimal solution traps and have insufficient generalization ability, based on the boiler hot-state multi-condition tests, 28 key characteristic parameters are selected through data collection, processing, Pearson correlation analysis of variables, and importance ranking, the sparrow search algorithm (SSA) is used to determine the optimal hyper-parameters of the random forest (RF) model, and an SSA-RF prediction model is constructed. The model verification results show that the root-mean-square error of the SSA-RF model in the training set and the test set decreases to 0.010 8 and 0.019 1 respectively, and the coefficient of determination R^2 increases to 0.999 7 and 0.998 1 respectively, demonstrating the excellent prediction accuracy and generalization ability of the model. Furthermore, the ISSA-RF-SSA algorithm is proposed. The SSA is improved by integrating multiple strategies to achieve global extreme value optimization of combustion parameters. Engineering verification shows that after optimization, the carbon content in fly ash decreased from 2.500% to 1.345%, and the prediction error was only 0.003 percentage points, verifying the accuracy of the model. The research results indicate that the ISSA-RF-SSA method improved by multiple strategies significantly enhances the optimization performance of the algorithm, providing a new idea for the combustion optimization of coal-fired units.

Key words: coal-fired boiler; carbon content in fly ash; combustion optimization; sparrow search algorithm; random forest

收稿日期: 2025-03-03 网络首发日期: 2025-10-21

第一作者简介: 侯儒伟 (1997), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为人工智能在电力系统中的应用, 1421651871@qq.com。

通信作者简介: 田放 (1985), 男, 工程师, 主要研究方向为电厂锅炉运行优化控制, tianfang131@sina.com。

飞灰含碳量作为锅炉运行过程中一项关键指标对燃烧效率产生重要影响^[1],影响飞灰含碳量的因素较多,包括锅炉设计结构等固定布置参数、运行人员操作水平、入炉煤种性质、燃烧方式等^[2-3]。因此,构建飞灰含碳量与运行参数之间的关系,对锅炉燃烧过程中的关键参数进行精确控制和调整,并实现其优化运行,显得尤为关键。

为了解决上述问题,国内多数电厂通过锅炉热态多工况试验对锅炉运行参数进行优化,达到节能降耗减排的目的。然而,锅炉运行工况参数对飞灰含碳量的影响存在非线性、强耦合的特点^[4-6],周昊等^[7]在研究中指出依靠热态多工况试验实测工作量大,且容易偏离最佳工况无法求得最低飞灰含碳量。

在互联网、大数据、人工智能与实体经济深度融合的时代背景下,陈波等^[8]利用遗传算法改进的神经网络算法,结合电厂日常测量数据,实现了飞灰含碳量的实时计算。陈植元等^[9]基于机器学习构建了飞灰含碳量预测模型,并通过递归特征消除方法优化特征,提高了预测准确性。骆海瑞^[10]提出基于分步特征处理和 LightGBM 的飞灰含碳量软测量模型,通过数据处理、特征工程和建模 3 个步骤,提高了预测结果的精确度和模型的鲁棒性。陈浩^[11]提出基于主成分分析法 (principal component analysis, PCA) 和 BP 神经网络模型对飞灰含碳量进行优化预测,并应用狼群算法^[12]对锅炉燃烧参数进行了多维度优化,显著提高了燃烧效率。但这些预测方法存在容易产生局部最优解、模型泛化能力低的缺点。

基于此,本文构建了 SSA-RF (sparrow search algorithm-random forest) 飞灰含碳量预测模型。该模型采用麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 对 RF 模型进行参数优化,通过增强算法的全局探索能力,显著提升随机森林模型超参数组合的优化效率,有效规避局部最优解陷阱。为进一步优化锅炉燃烧运行参数,实现对锅炉燃烧过程的精细控制,本文提出了基于 ISSA-RF-SSA 的锅炉燃烧运行参数优化方法,对锅炉燃烧运行参数进行全局极值寻优,找到最优的燃烧运行参数组合,实现飞灰含碳量的最小化,为锅炉燃烧调整提高热效率提供了新的方法和思路。

1 研究对象及锅炉热态多工况试验

1.1 设备概述

研究锅炉为上海锅炉厂有限公司生产的 SG-480/

11.5-M2207 高压超高温煤粉锅炉,锅炉采用自然循环、单炉膛、平衡通风、露天布置、固态排渣、全钢全悬吊结构、II 型布置,锅炉四角布置均等配风直流式燃烧器,锅炉运行方式为以热定电不参与调峰。

在炉膛四角各布置 4 层燃烧器,每层 4 只,共 16 只燃烧器。同时在上层燃烧器上方设置 1 层紧凑燃尽风 (UAP),将部分二次风送入炉膛。在主风箱上部布置 SOFA 风箱,包括 2 层可分离燃尽风 (AGP) 喷嘴。每个 SOFA 喷嘴可通过执行机构作上下 30° 的摆动。

1.2 锅炉热态多工况试验

为探究烟气流场分布及燃烧系统状态对飞灰含碳量的影响,本文对锅炉进行了热态多工况试验。试验内容涵盖摸底试验、总风量调整、配风方式调整、燃尽风调整、周界风调整、燃烧器摆角调整、磨组合调整以及优化工况等变工况试验,详细试验内容及结果见表 1。锅炉热态多工况试验结果揭示,飞灰含碳量 (质量分数,下同) 受多种运行参数的综合影响,其中旋转分离器转速、磨组合方式以及配风方式的影响尤为显著。

表 1 锅炉热态试验工况及结果
Tab.1 Hot state test conditions and results for the boiler

| 工况 | 试验日期 | 试验时段 | 工况说明 | 飞灰含碳量/% |
|-----|------------|-------------|--------------------|---------|
| T01 | 2024-10-24 | 14:00—16:00 | 摸底试验 | 2.50 |
| T02 | 2024-10-29 | 09:40—10:10 | 变氧量试验 (中氧量) | 1.88 |
| T03 | 2024-10-29 | 10:30—11:00 | 变氧量试验 (大氧量) | 2.23 |
| T04 | 2024-10-29 | 11:25—11:55 | 变氧量试验 (小氧量) | 2.66 |
| T05 | 2024-10-29 | 15:20—15:50 | 变二次风工况 | 2.15 |
| T06 | 2024-10-29 | 16:15—16:45 | 变燃尽风工况 | 2.39 |
| T07 | 2024-10-30 | 10:10—10:40 | 变一次风速工况 | 2.21 |
| T08 | 2024-10-30 | 11:00—11:30 | 变 AA 风工况 | 2.42 |
| T09 | 2024-10-30 | 13:40—14:10 | 变燃尽风工况 | 1.43 |
| T10 | 2024-10-30 | 14:30—15:00 | 变分离器转速工况 | 1.32 |
| T11 | 2024-10-31 | 15:30—6:00 | 变燃尽风左右摆角工况 | 1.89 |
| T12 | 2024-11-01 | 10:15—11:00 | 变上煤方式 | 2.90 |
| T13 | 2024-11-01 | 15:00—15:45 | 变上煤方式优化 | 1.96 |
| T14 | 2024-11-02 | 10:40—11:20 | 变磨组合方式工况 (A、B、C 磨) | 2.46 |
| T15 | 2024-11-02 | 13:05—13:35 | 三磨组合变氧量试验 (小氧量) | 2.76 |
| T16 | 2024-11-02 | 13:55—14:25 | 三磨组合变氧量试验 (大氧量) | 2.46 |
| T17 | 2024-11-02 | 15:00—15:30 | 变磨组合优化工况 (ABC 磨) | 2.02 |
| T18 | 2024-11-04 | 10:30—11:10 | 优化工况 1 | 1.64 |
| T19 | 2024-11-04 | 11:30—12:00 | 优化工况 2 | 1.28 |

2 SSA-RF 飞灰含碳量预测模型建立

模型构建的流程如图 1 所示。

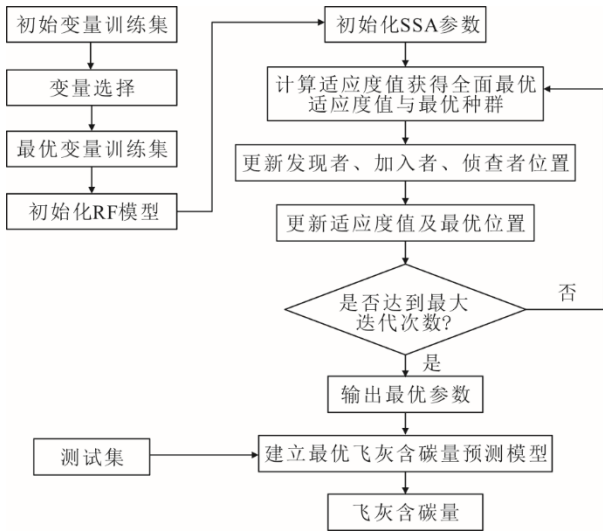


图 1 SSA-RF 飞灰含碳量预测模型流程
Fig.1 Flowchart of the SSA-RF fly ash carbon content prediction model

2.1 初始输入变量选择

基于锅炉热态多工况试验及机组实际运行情况，本文选取了锅炉二次风喷口（AGP1、AGP2、UAP、D、CD、C、BC、B、AB、A、AA）开度、4 台磨煤机（A、B、C、D）分离器转速、4 台磨煤机（A、B、C、D）出口风粉温度、AGP 风喷嘴摆角、燃烧器摆角、4 台磨煤机（A、B、C、D）进口一次风压、省煤器入口（A、B）一次烟温、左右大风箱与炉膛压差、左右一次风与炉膛压差、氧量、排烟温度、入炉煤全水、灰分、低位发热量等 37 个运行参数作为模型输入变量，模型输出为飞灰含碳量。

2.2 数据采集及预处理

数据采集自 2024 年 10 月 24 日至 2024 年 11 月 4 日锅炉热态运行下的多工况试验。按照表 1 所列时间范围，在工程师工作站从分散控制系统（distributed control system, DCS）中提取数据，采样间隔为 1 min，并结合入炉煤质分析报告，共获得 26 973 条观测数据和 729 组输入变量。对于检测到的异常数据，本文采用边界值替换策略，并运用线性插值法对数据缺失部分进行了有效填补。随机选取 585 组数据作为模型的训练集，余下数据作为测试集。在模型训练前，用 Mapminmax 函数对训练集特征及测试集特征进行归一化处理，其数学表达式为：

$$x_{\text{new}} = \frac{x - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (1)$$

式中： x_{max} 与 x_{min} 分别为试验数据的最大值和最小值。

通过归一化算法将实际的数据映射在 [0, 1] 区间进行处理。各热态试验工况下实测的飞灰含碳量见表 1。

2.3 特征选取

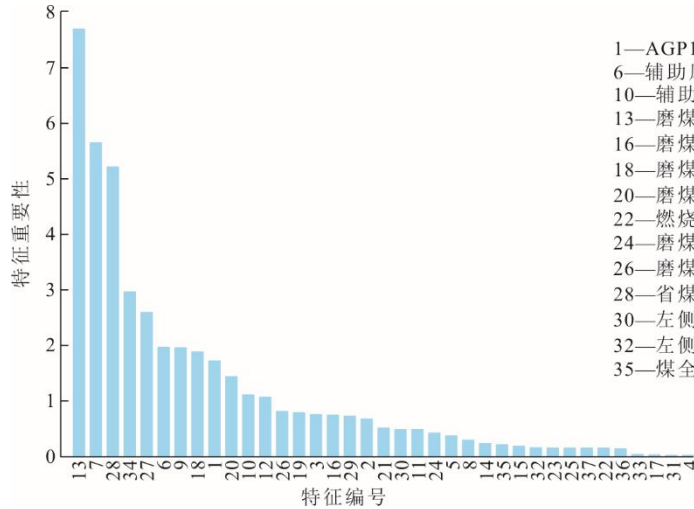
通过对数据集进行 Pearson 相关性分析，具体如图 2 所示。结果表明煤的水分、灰分与低位发热量间存在强相关性，相关系数均超过 0.98；左侧一次风与炉膛的压差、右侧一次风与炉膛的压差间同样存在强相关性，相关系数也均超过 0.98。基于初始变量训练集构建了随机森林（random forest, RF）模型，并对各初始变量的重要性进行了排序，结果如图 3 所示。

| | | | | | |
|-----------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 煤全水 | 1.00 | -0.99 | -0.99 | 0.30 | 0.26 |
| 煤灰分 | -0.99 | 1.00 | 0.99 | -0.36 | -0.32 |
| 煤低位发热量 | -0.99 | 0.99 | 1.00 | 0.24 | 0.20 |
| 右一次风与炉膛压差 | 0.26 | -0.36 | 0.18 | 1.00 | 0.99 |
| 左一次风与炉膛压差 | -0.09 | -0.32 | 0.05 | 0.99 | 1.00 |

图 2 初始变量的相关系数
Fig.2 Correlation coefficients of the initial variables

本文采用均方根误差 δ_{RMSE} 和决定系数 R^2 作为评估模型预测性能的指标，并通过逐步剔除重要性较低的变量，对 RF 模型进行了重新训练。图 4 展示了在不同变量条件下，均方根误差 δ_{RMSE} 与决定系数 R^2 的变化关系。

分析图 4 可以得出，当初始变量数量为 28 时， δ_{RMSE} 达到最小值， R^2 达到最大值。综合考虑图 3 中初始变量的重要性排序及图 2 中初始变量的相关性系数，本文采取了删除相关性较高的变量的策略，优化飞灰含碳量预测模型的输入参数。在此过程中，被剔除的初始变量包括氧量、燃烧器摆角、二次风喷口 DD、磨煤机 A 出口温度、左右一次风与炉膛压差、入炉煤全水、灰分以及低位发热量。



- 1—AGP1; 2—AGP2; 3—UAP; 4—辅助风DD; 5—周界风D;
- 6—辅助风CD; 7—周界风C; 8—辅助风BC; 9—周界风B;
- 10—辅助风AB; 11—周界风A; 12—辅助风AA;
- 13—磨煤机A转速; 14—磨煤机B转速; 15—磨煤机C转速;
- 16—磨煤机D转速; 17—磨煤机A出口温度;
- 18—磨煤机B出口温度; 19—磨煤机C出口温度;
- 20—磨煤机D出口温度; 21—AGP风喷嘴摆角;
- 22—燃烧器摆角; 23—磨煤机A进口一次风压;
- 24—磨煤机B进口一次风压; 25—磨煤机C进口一次风压;
- 26—磨煤机D进口一次风压; 27—省煤器入口烟温A;
- 28—省煤器入口烟温B; 29—右侧大风箱与炉膛压差;
- 30—左侧大风箱与炉膛压差; 31—右侧一次风与炉膛压差;
- 32—左侧一次风与炉膛压差; 33—氧量 34—排烟温度;
- 35—煤全水; 36—煤灰分; 37—煤低位发热量。

图 3 初始变量重要性排序

Fig.3 The importance ranking of the initial variables

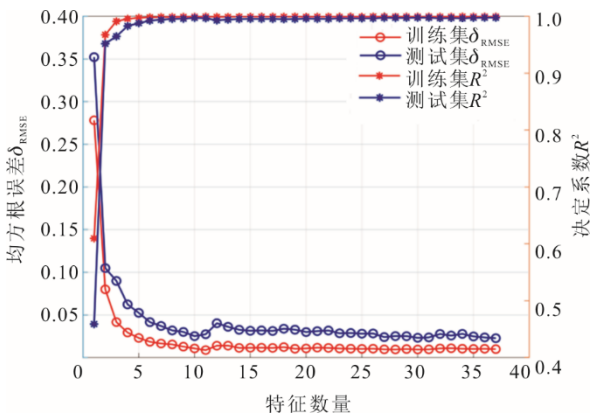


图 4 δ_{RMSE} 和 R^2 随特征数量变化

Fig.4 Variations of δ_{RMSE} and R^2 with the number of features

2.4 参数优化及预测性能分析

本文针对初始化的 RF 模型，采用 SSA 进行优化。在优化过程的初始阶段，首先根据表 2 设定参数，优化参数的维度定为 2，同时为各参数设定取值范围，下限设为[1, 1]，上限设为[1 000, 500]，以此限定搜索空间；此外，设定麻雀种群数量为 100、最大迭代次数为 200，这些参数为后续的优化搜索奠定基础。在迭代过程中，严格按照 SSA 的数学模型与规则，设置相关参数（表 2），动态更新代表 RF 参数的麻雀位置。每次迭代均针对当前的参数组合计算目标函数值，采用五折交叉验证评价 SSA-RF 的拟合效果以全面评估该组合的性能表现。经过多轮迭代，SSA 算法收敛至全局最优解，得到最优参数决策树数目 n_{tree} 为 778 以及与决策树深度相关的单棵树特征选择数 m_{try} 为 472。最终，选定的 2 个最优参数被应用于构建 RF 模型。

表 2 SSA-RF 模型参数优化

Tab.2 Parameter optimization of the SSA-RF model

| 类别 | 参数 | 具体设置 |
|------------|----------|-------------|
| 优化参数维度与范围 | 优化参数维度 | 2 |
| | 参数下限 | [1,1] |
| | 参数上限 | [1 000,500] |
| 种群与迭代参数 | 麻雀种群数量 | 100 |
| | 最大迭代次数 | 200 |
| SSA 模型规则参数 | 预警值 ST | 0.7 |
| | 发现者比例 PD | 0.4 |
| | 侦察者比例 SD | 0.2 |

为系统评估不同模型在飞灰含碳量预测中的有效性，本研究综合梳理现有文献中的典型模型，对多元线性回归（multiple linear regression, MLR）、RF、BP 神经网络（backpropagation neural network, BPNN）、基于花授粉算法优化的随机森林（flower pollination algorithm-random forest, FPA-RF）、粒子群优化支持向量机（particle swarm optimization-support vector machine, PSO-SVM）及 SSA-RF 模型在训练集与测试集上的预测性能展开对比分析。在基础模型构建方面，RF 与 BPNN 采用网格搜索（grid search）方法进行超参数优化。该方法通过预设参数空间的系统性搜索，确保模型在训练过程中能够获取最优的超参数组合，从而提升预测精度。对于智能算法优化模型，PSO-SVM 模型借助粒子群优化算法（pollination algorithm, PSO）对支持向量机（support vector machine, SVM）的核心参数进行寻优，最终确定惩罚参数 $c=361.86$ 与径向基核函数参数 $g=0.95$ ，以此构建最优的非线性映射模型。FPA-RF 模型则通过花授粉算法（flower pollination

algorithm, FPA) 对随机森林的关键超参数进行优化, 经迭代寻优后确定决策树数目 $n_{tree}=60$ 及单棵树特征选择数 $m_{try}=40$, 在平衡模型复杂度与泛化能力的同时, 增强对高维数据的拟合能力。

各飞灰含碳量预测模型拟合结果见表 3。与未优化的 RF 模型相比, 经 SSA 参数优化后构建的 SSA-RF 模型在飞灰含碳量预测中表现出更优的拟合效

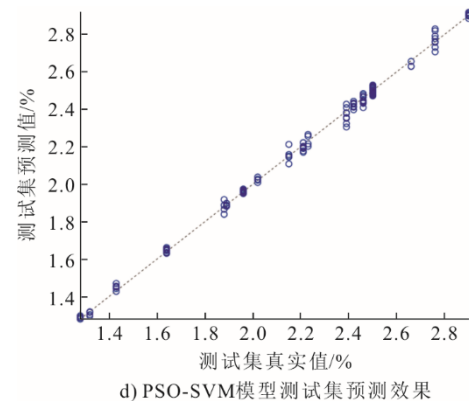
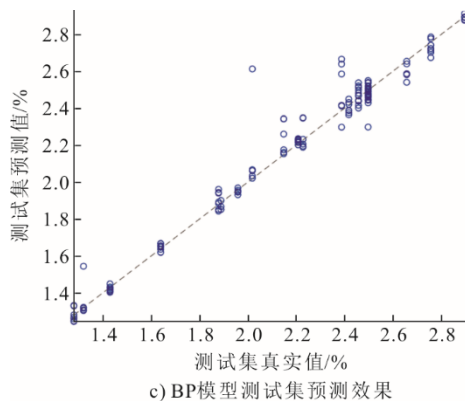
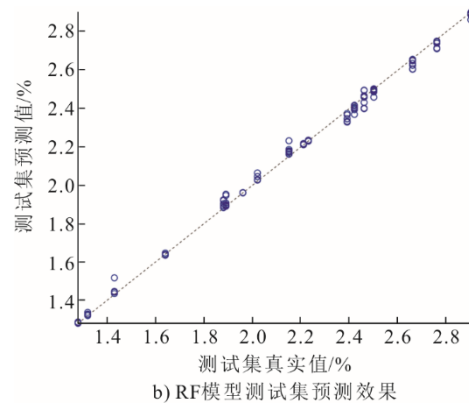
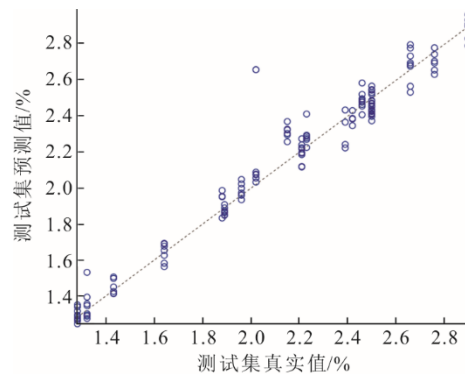
果: 训练集与测试集的均方根误差 δ_{RMSE} 和平均绝对误差 δ_{MAE} 均呈现下降趋势, 其中训练集 δ_{MAE} 降低 0.001 9, 测试集 δ_{MAE} 降低 0.009 3; 训练集决定系数 R^2 提高 0.000 4, 测试集 R^2 提高 0.003 9。从关键性能指标的具体数值来看, SSA-RF 模型在训练集与测试集上的 δ_{RMSE} 、 δ_{MAE} 及 R^2 均显著优于 MLR、BPNN、RF、FPA-RF 和 PSO-SVM 等对比模型。

表 3 各飞灰含碳量预测模型拟合结果
Tab.3 Fitting results of various models for fly ash carbon content prediction

| 模型 | 训练集 | | | 测试集 | | |
|---------|-----------------|----------------|---------|-----------------|----------------|---------|
| | δ_{RMSE} | δ_{MAE} | R^2 | δ_{RMSE} | δ_{MAE} | R^2 |
| MLR | 0.071 5 | 0.005 1 | 0.974 2 | 0.103 0 | 0.010 6 | 0.952 8 |
| RF | 0.011 6 | 0.006 0 | 0.999 3 | 0.035 1 | 0.017 8 | 0.994 2 |
| BP | 0.050 0 | 0.024 9 | 0.987 7 | 0.079 0 | 0.041 9 | 0.969 0 |
| PSO-SVM | 0.015 7 | 0.011 8 | 0.998 7 | 0.027 5 | 0.017 8 | 0.996 7 |
| FPA-RF | 0.011 2 | 0.006 3 | 0.999 3 | 0.021 9 | 0.010 1 | 0.997 3 |
| SSA-RF | 0.010 8 | 0.004 1 | 0.999 7 | 0.019 1 | 0.008 5 | 0.998 1 |

图 5 为预测值-真实值散点图, 进一步对比分析可知: SSA-RF 模型的预测点最贴近 1:1 拟合线, 数据点分布集中且离散程度最低, 表明其预测值与真实值的一致性最高; FPA-RF 模型的预测点分布次之, 显示出较好的拟合效果; 而 BPNN 模型的预测点出现明显偏离拟合线的趋势, 反映出其在非线性映射中的局限性; MLR 模型的预测点离散度最大, 且存在较多离群点, 直接体现了线性模型在处

理复杂非线性关系时的泛化能力不足。上述量化指标与对比结果形成互补验证, 共同表明: SSA 算法通过优化随机森林的超参数配置, 有效降低了模型在训练过程中的偏差与方差, 显著提升了预测精度; 同时, 该优化策略增强了模型对未知数据的泛化能力, 使 SSA-RF 在飞灰含碳量预测任务中表现出相较于其他模型的显著优势。



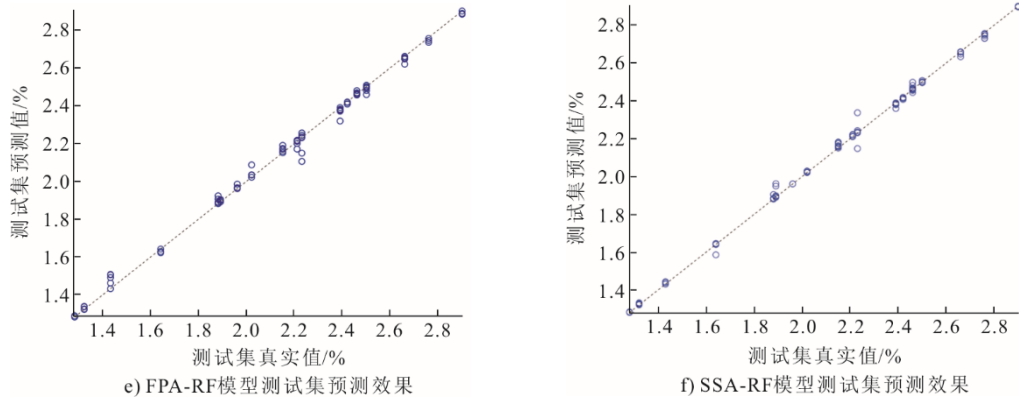


图 5 多模型测试集真实值和预测值结果对比

Fig.5 Comparison of true values and predicted values in the test set across multiple models

3 基于 ISSA-RF-SSA 的锅炉燃烧运行参数优化

锅炉燃烧运行参数的优化过程可划分为 2 个阶段：首先，构建 SSA-RF 模型对锅炉多热态工况产生的历史燃烧数据进行训练与拟合，进而获得最佳的锅炉飞灰含碳量预测模型；随后，利用改进后的麻雀搜索算法 ISSA 对 SSA-RF 飞灰含碳量预测模型进行全局极值寻优，确定锅炉的最优燃烧运行参数。

3.1 构建 ISSA-RF-SSA 模型

1) 在 SSA-RF 飞灰含碳量预测模型的训练与拟合阶段，该模型可视为一个非线性映射函数。在此函数中，锅炉燃烧过程中的运行参数作为自变量输入，而飞灰含碳量则作为因变量输出。通过分析表 3 和图 5 的数据可以观察到，SSA-RF 模型的预测值与实际值之间的误差较小，这表明模型的预测结果与实际值具有较高的吻合度，能够精确预测飞灰含碳量。此外，这也反映出 SSA-RF 模型能够有效揭示锅炉燃烧运行参数与飞灰含碳量之间的非线性、耦合性较强的复杂关系。

2) 从锅炉多热态工况试验及 SSA-RF 模型训练拟合结果可知，锅炉燃烧运行参数对飞灰含碳量特性具有显著影响。因此，在锅炉稳态运行状态下，锅炉燃烧优化问题即为：ISSA 对 RF-SSA 模型飞灰含碳量极值进行寻优，确定最优的锅炉燃烧运行参数。将飞灰含碳量最小作为 ISSA 的优化目标，选取锅炉二次风喷口（AGP1、AGP2、UAP、D、CD、C、BC、B、AB、A、AA）开度、4 台磨煤机（A、B、C、D）分离器转速、3 台磨煤机（B、C、D）出口风粉温度、AGP 风喷嘴摆角、4 台磨煤机（A、

B、C、D）进口一次风压、省煤器入口（A、B）一次烟温、左右大风箱与炉膛压差、排烟温度等 28 个运行参数作为待优化的运行参数，并给出了参数的取值范围，其中省煤器入口（A、B）一次烟温与排烟温度在实际燃烧运行调整中作为不可调节量，主要作为数学模型的约束。相应的数学模型可表示为式(2)。

$$\begin{cases} F_{\min} = f(x_i) \\ 0 \leq x_1, \dots, x_{11} \leq 100\% \\ 90 \text{ r/min} \leq x_{12}, \dots, x_{15} \leq 120 \text{ r/min} \\ 50 \text{ }^\circ\text{C} \leq x_{16}, \dots, x_{18} \leq 70 \text{ }^\circ\text{C} \\ 0 \leq x_{19} \leq 100\% \\ 5 \text{ kPa} \leq x_{20}, \dots, x_{23} \leq 7 \text{ kPa} \\ 500 \text{ }^\circ\text{C} \leq x_{24}, x_{25} \leq 600 \text{ }^\circ\text{C} \\ 0 < x_{26}, x_{27} < 1 \text{ kPa} \\ 100 \text{ }^\circ\text{C} < x_{28} < 160 \text{ }^\circ\text{C} \end{cases} \quad (2)$$

式中： x_1 — x_{11} 分别为锅炉二次风喷口 AGP1、AGP2、UAP、D、CD、C、BC、B、AB、A、AA 开度； x_{12} — x_{15} 为 4 台磨煤机 A、B、C、D 分离器转速； x_{16} — x_{18} 为 3 台磨煤机 B、C、D 出口风粉温度； x_{19} 为 AGP 风喷嘴摆角； x_{20} — x_{23} 为 4 台磨煤机 A、B、C、D 进口一次风压； x_{24} 、 x_{25} 为省煤器入口 A、B 一次烟温； x_{26} 、 x_{27} 为左右大风箱与炉膛压差； x_{28} 为排烟温度； $F_{\min}=f(x_i)$ 为 ISSA 的适应度函数， F_{\min} 为飞灰含碳量。

改进的麻雀搜索算法（improved sparrow search algorithm, ISSA）是 SSA 的基础上，融合了 Logistic-Tent 混沌映射^[13]、Levy 飞行^[14]以及自适应 t 分布变异策略^[15]。通过 Logistic-Tent 混沌映射对 SSA 的初始化过程进行优化，有效解决了传统 SSA 中麻雀种群个体初始位置随机分配不均的问题，从而提高了

跳出局部最优解的可能性。此外,引入了自适应 t 分布变异机制,该机制根据迭代进程动态调整 t 分布的自由度,增强搜索过程的多样性。同时,算法中嵌入了 Levy 飞行策略,以一定的概率根据 Levy 飞行的步长更新位置,这些改进显著提升了算法跳出局部最优解的能力,并优化了搜索性能。经过优化的 ISSA 展现出优秀的全局极值寻优能力。结合 SSA-RF 模型,构建了 ISSA-RF-SSA 算法,寻找最优个体,该个体基于 SSA-RF 模型得到的最优飞灰含碳量模型预测输出,构建了相应的适应度函数 $F_{\min}=f(x_i)$, 去除较差个体。

3.2 ISSA-RF-SSA 寻优及结果

通过构建的 ISSA-RF-SSA 算法进行全局极值寻优,并对比了未经改进的 SSA-RF-SSA 算法的寻优结果,得到适应度曲线如图 6 所示。从图 6 可以看出,ISSA-RF-SSA 算法迭代 200 代后,适应度收

敛于 1.348 2, 而第 94 次迭代之后 SSA-RF-SSA 算法适应度收敛于 1.630 6, ISSA-RF-SSA 算法在迭代过程中表现出了更快的收敛速度和更好的全局寻优能力。最优个体对应的锅炉燃烧运行参数见表 4。

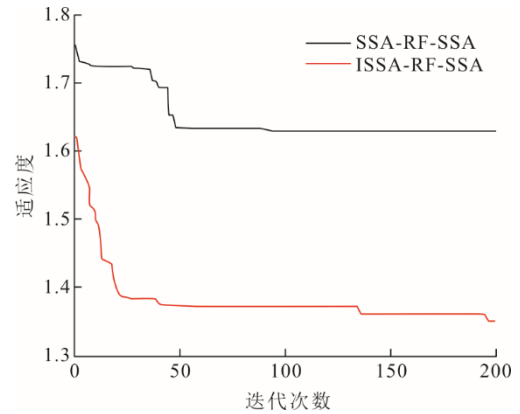


图 6 ISSA-RF-SSA 与 SSA-RF-SSA 寻优结果对比
Fig.6 Comparison of optimization results between ISSA-RF-SSA and SSA-RF-SSA

表 4 锅炉优化运行参数
Tab.4 Operation parameters of the boiler before and after optimization

| 锅炉优化燃烧运行参数 | 优化前 | 优化后 |
|--|-----------------|-----------------|
| 喷口 AGP1、AGP2 开度/% | 40、40 | 39、30 |
| UAP 风门开度/% | 40 | 30 |
| 喷口 A、B、C、D 开度/% | 55、55、50、50 | 20、42、32、22 |
| 喷口 AA、AB、BC、CD 开度/% | 60、20、20、30 | 62、41、29、20 |
| 磨煤机 A、B、C、D 分离器转速/(r·min ⁻¹) | 111、112、120、116 | 118、117、113、118 |
| AGP 风喷嘴摆角/% | 50 | 52 |
| 磨煤机 B、C、D 出口温度/℃ | 85、55、62 | 66、61、58 |
| 磨煤机 A、B、C、D 进口一次风压/kPa | 5.5、5.7、5.7、6.6 | 6.0、6.1、6.5、7.0 |
| 左、右大风箱与炉膛压差/kPa | 0.37、0.33 | 0.39、0.35 |

3.3 工程试验验证

为深入验证 ISSA-RF-SSA 算法的优化效果,本文选取了最优个体适应度为 1.348 2 的锅炉燃烧运行参数(表 4),并将其应用于实际的锅炉燃烧过程中。在锅炉吹灰作业完成后,机组负荷达到稳定运行状态时,依据表 4 所列参数对二次风挡板、分离器转速、一次风压、冷热一次风挡板开度等操作参数进行了调整。试验工况的时间为 10:00—14:00,期间每隔 1 h 从电除尘第一电场的取样点取出飞灰样本,送至化验室进行检测。4 次飞灰含碳量的平均值为 1.345%,与模型预测结果的误差为 0.003 百分点,这表明 RF-SSA 模型的预测值与实际值高度吻合,进一步证实了模型的有效性和准确性。此外,通过对比优化前的锅炉运行数据,采用 ISSA-RF-

SSA 算法优化后的燃烧参数将飞灰含碳量从 2.500%降低至 1.345%,减少了 1.155 百分点。

4 结 论

针对燃煤锅炉飞灰含碳量预测模型存在局部最优解陷阱和泛化能力不足的问题,提出基于麻雀搜索算法优化随机森林的飞灰含碳量预测模型,通过混沌映射、Levy 飞行和自适应变异策略改进的 ISSA-RF-SSA 算法实现燃烧参数全局寻优。试验表明,SSA-RF 模型在训练集和测试集的 δ_{RMSE} 分别为 0.010 8 和 0.019 1, R^2 提升至 0.999 7 和 0.998 1,较 RF 和 BP 神经网络模型预测精度高。实际工程验证表明:ISSA-RF-SSA 算法预测结果与实际飞灰含碳量误差为 0.003 百分点,优化后锅炉飞灰含碳量从

2.500%降至 1.345%。而锅炉运行中依然存在多参数耦合的状况,在后续研究中,要开展长期运行监测,排除其他参数的影响,进一步提升优化系统的鲁棒性,并开展多目标优化研究,整合供电供热煤耗、NO_x排放等参数,形成综合评价体系。

[参 考 文 献]

- [1] 李欣宇,唐德东,张淑敏,等. 发电厂锅炉燃烧状态监测技术综述[J]. 中国特种设备安全, 2024, 40(1): 28-33.
LI Xinyu, TANG Dedong, ZHANG Shumin, et al. Overview of combustion status monitoring technology for power plant boilers[J]. China Special Equipment Safety, 2024, 40(1): 28-33.
- [2] 王芳,马素霞,王河. 基于随机森林变量选择的飞灰含碳量预测模型[J]. 热力发电, 2018, 47(11): 89-95.
WANG Fang, MA Suxia, WANG He. Prediction model of carbon content in fly ash using random forest variable selection method[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(11): 89-95.
- [3] 朱竞东. 基于神经网络的火电厂飞灰含碳量测量[D]. 保定: 华北电力大学, 2012: 1.
ZHU Jingdong. Measurement of the carbon content in fly ash of thermal power plants based on neural network[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2012: 1.
- [4] 朱璠琦,牛晓凡,肖显斌. 基于改良 BP 神经网络的生物质锅炉飞灰含碳量预测模型研究[J]. 可再生能源, 2020, 38(2): 150-157.
ZHU Jinqi, NIU Xiaofan, XIAO Xianbin. Prediction models of the carbon content of fly ash in biomass boiler based on improved BP neural networks[J]. Renewable Energy Resources, 2020, 38(2): 150-157.
- [5] 李琳. 基于 SVM 的火电厂锅炉飞灰含碳量软测量方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2013: 1.
LI Lin. Research on soft sensing method of unburned carbon content in fly ash based on support vector machine[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2013: 1.
- [6] 李路. 电站锅炉燃烧优化在线控制策略研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2014: 1.
LI Lu. Research on strategy of combustion optimization online control of utility boilers[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2014: 1.
- [7] 周昊,朱洪波,曾庭华,等. 基于人工神经网络的大型电厂锅炉飞灰含碳量建模[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(6): 97-101.
ZHOU Hao, ZHU Hongbo, ZENG Tinghua, et al. Artificial neural network modelling on the unburned carbon in fly ash from utility boilers[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(6): 97-101.
- [8] 陈波,曹歌瀚,黄亚继,等. 基于机器学习的燃煤锅炉燃烧效率在线计算[J]. 洁净煤技术, 2021, 27(4): 174-179.
CHEN Bo, CAO Gehan, HUANG Yaji, et al. Online calculation of coal-fired boiler combustion efficiency based on machine learning[J]. Clean Coal Technology, 2021, 27(4): 174-179.
- [9] 陈植元,谭厚章,成思扬,等. 基于机器学习的飞灰含碳量预测模型比较研究[J]. 热力发电, 2023, 52(7): 64-73.
CHEN Zhiyuan, TAN Houzhang, CHENG Siyang, et al. Comparison of prediction models of carbon content of fly ash based on machine learning[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(7): 64-73.
- [10] 骆海瑞. 基于机器学习的飞灰含碳量软测量模型研究[D]. 武汉: 武汉纺织大学, 2023: 1.
LUO Hairui. Research on soft sensing model of fly ash carbon content based on machine learning[D]. Wuhan: Wuhan Textile University, 2023: 1.
- [11] 陈浩. 基于降低飞灰含碳量的火电厂锅炉燃烧过程运行优化研究[J]. 化工管理, 2024(36): 120-123.
CHEN Hao. Research on operational optimization of combustion process of thermal power plant boiler based on reducing carbon content of fly ash[J]. Chemical Engineering Management, 2024(36): 120-123.
- [12] 史红金. 基于狼群算法优化极限学习机的北斗卫星钟差预报[J]. 测绘与空间地理信息, 2025, 48(2): 73-76.
SHI Hongjin. Optimization of extreme learning machine based on wolf optimization algorithm for predicting Beidou satellite clock errors[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2025, 48(2): 73-76.
- [13] 秦秋霞,梁仲月,徐毅. 基于 Logistic-Tent 混沌映射和位平面的图像加密算法[J]. 大连民族大学报, 2022, 24(3): 245-252.
QIN Qiuxia, LIANG Zhongyue, XU Yi. Image encryption algorithm based on logistic-tent chaotic mapping and bit plane[J]. Journal of Dalian Minzu University, 2022, 24(3): 245-252.
- [14] 滕志军,付雨珊,谷梁岑,等. 融合动态权重系数与 Levy 飞行的黏菌优化算法[J]. 陕西科技大学报, 2024, 42(4): 191-198.
TENG Zhijun, FU Yushan, GU Liangcen, et al. An optimized slime mould algorithm combining dynamic weight coefficient and levy flight[J]. Journal of Shaanxi University of Science & Technology, 2024, 42(4): 191-198.
- [15] 李楠,薛建凯,舒慧生. 基于自适应 t 分布变异麻雀搜索算法的无人机航迹规划[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2022, 48(3): 69-74.
LI Nan, XUE Jiankai, SHU Huisheng. A sparrow search algorithm with adaptive t distribution mutation-based path planning of unmanned aerial vehicles[J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2022, 48(3): 69-74.

(责任编辑 邓玲惠)