DOI: 10.19666/j.rlfd.202605094

基于等效动态热值与SSA-NM辨识的垃圾焚烧炉温灰盒建模

赵 征，刘思远
（华北电力大学自动化系，河北 保定 071003）

［摘 要］【目的】针对入炉垃圾组分波动引起燃烧热力学特性时变，以及纯数据驱动模型在连续自由运行过程中易产生误差累积的问题，构建兼具物理可解释性与动态跟踪能力的垃圾焚烧炉温灰盒对象模型。【方法】基于质量守恒、组分消耗和能量平衡关系，对炉排料层进行空间离散，建立由配风和炉排速度等操作指令驱动的炉温机理模型；通过垃圾模块状态递推与空间积分，构建等效动态低位热值（LHV）机制，将不同组分质量消耗速率造成的床层状态变化折算为等效热源输入。采用中位数绝对偏差（MAD）异常值检测与滑动平均相结合的方法预处理现场数据，并利用麻雀搜索—单纯形法（SSA-NM）串联混合算法离线辨识8个集总参数。【结果】采用某垃圾焚烧发电厂10 h独立连续DCS运行数据进行验证，所建模型的均方根误差为11.91 ℃，平均绝对百分比误差为0.85%；与采用经验参数的静态LHV模型相比，均方根误差降低54.15%。在连续验证区间内，模型能够跟踪炉温变化，未出现明显的幅值失真和持续跟踪漂移。【结论】等效动态LHV与现场数据参数辨识相结合，能够在保留质量和能量守恒关系的基础上改善炉温趋势跟踪性能，可为垃圾焚烧过程控制策略研究及运行参数优化提供对象模型基础。

［关 键 词］垃圾焚烧；炉膛温度；灰盒模型；参数辨识；等效动态热值

［引用本文格式］（本段作者勿动）作者姓名.中文标题[J].热力发电,年,卷(期):起始页码-终止页码.作者姓名.英文标题[J].Thermal Power Generation,年,卷(期):起始页码-终止页码.

Grey-Box Modeling of Waste Incineration Furnace Temperature Based on Equivalent Dynamic LHV and SSA-NM Identification

ZHAO Zheng, LIU Siyuan
(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract:[Objective] Municipal solid waste (MSW) incineration exhibits pronounced time-varying thermal characteristics because of fluctuations in feed composition, moisture content, and operating conditions. Pure data-driven models may also suffer from error accumulation and tracking drift during continuous free-running prediction. This study aims to develop a grey-box furnace-temperature object model that combines physical interpretability with stable dynamic tracking performance under field operating conditions. [Methods] The grate bed was spatially discretized into a series of MSW elements, and the evolution of moisture, volatile matter, fixed carbon, and ash was described using mass-conservation and component-consumption relationships. A furnace-temperature mechanism model driven by operating commands, including primary-air distribution and grate velocity, was then established based on mass and energy conservation. To overcome the limitations of assuming a constant feed composition, an equivalent dynamic lower heating value (LHV) mechanism was introduced through element-state recursion and instantaneous spatial integration. The proposed equivalent dynamic LHV is not intended to directly estimate the actual LHV of the incoming waste; instead, it serves as an equivalent heat-source term that reflects changes in the overall composition state of the grate bed. Field DCS data

收稿日期：XXXX-XX-XX 修回日期：XXXX-XX-XX 接受日期：XXXX-XX-XX 网络首发日期：XXXX-XX-XX
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52276007)；深圳市科技计划资助项目(KCXFZ20201221173402007)
Supported by：National Natural Science Foundation of China (52276007); Shenzhen Science and Technology Program (KCXFZ20201221173402007)
第一作者简介：赵 征(1978），女，河北保定人，副教授，博士，研究方向为热工过程建模与控制，zheng_zhao@ncepu.edu.cn。

were preprocessed using median absolute deviation (MAD)-based outlier detection and moving-average smoothing. A serial hybrid optimization procedure combining the Sparrow Search Algorithm and the Nelder–Mead simplex method (SSA-NM) was subsequently employed to identify eight lumped model parameters offline. SSA was used to search for a favorable parameter region over a wide solution space, whereas NM performed derivative-free local refinement using the SSA result as its initial point. [Results] The model was evaluated using 10 h of independent continuous DCS operating data collected after the parameter-identification period from a waste-to-energy plant. The validation interval included continuous variations in furnace temperature, air flow, flue-gas oxygen content, waste feeding rate, steam flow, and flue-gas flow, rather than a manually selected steady-state segment. The proposed model achieved a root mean square error (RMSE) of 11.91 ℃ and a mean absolute percentage error (MAPE) of 0.85%. Compared with the static-LHV model using empirical initial parameters, the RMSE was reduced by 54.15%. Compared with the static-LHV model after parameter identification, the RMSE was reduced by 41.13%. A conventional long short-term memory network was also established as a pure data-driven baseline under a closed-loop free-running prediction mode. The grey-box model exhibited lower prediction error and more stable trend tracking over the continuous validation interval. [Conclusion] The integration of an equivalent dynamic LHV mechanism with field-data-based parameter identification enables the proposed grey-box model to retain mass- and energy-conservation relationships while improving furnace-temperature tracking under time-varying operating conditions. The resulting model can provide an interpretable object-model basis for subsequent control-strategy development and operating-parameter optimization in MSW incineration systems.

Key words: municipal solid waste incineration; furnace temperature; grey-box model; parameter identification; equivalent dynamic LHV

随着城市化进程加速，机械炉排炉焚烧已成为城市生活垃圾（MSW）的主要处理方式[1]。炉膛温度是衡量燃烧稳定性和污染物分解效率的重要被控变量[2]。然而，MSW 组分与热值波动明显，且燃烧过程具有多相、多场耦合特性[3]，导致炉温对象呈现强耦合、非线性和时变特征。实际运行中，炉温常以牺牲部分经济性为代价维持在较高水平[4]，因此，构建能够反映炉温动态特性的对象模型，是实现燃烧优化与过程控制的重要基础[5]。

现有垃圾焚烧过程建模方法主要包括机理建模与数据驱动建模。机理建模通常采用床层燃烧代码（FLIC）与计算流体力学（CFD）描述炉内传热、传质及燃烧过程。杨旭等[6]采用 FLIC 与 FLUENT 耦合方法研究配风方案及固废比例对炉内流场和温度分布的影响；李德波等[7]分析了陈腐垃圾掺烧及配风优化规律。Ryu 等[8]、Yang 等[9]分别对大型 MSW 焚烧炉热反应过程及移动炉排燃烧过程进行了数值建模；Alobaid 等[10]和 Gu 等[11]进一步建立了包含炉排、燃烧区、烟气通道及换热过程的动态或综合模型。此类模型能够揭示炉内燃烧机理，但通常涉及复杂偏微分方程和反应动力学计算，难以直接满足在线对象预测与控制仿真的实时性要求。

数据驱动方法利用历史运行数据建立输入输出映射。尤海辉等[12-13]采用减法聚类与自适应神经模糊推理系统建立垃圾焚烧锅炉床温模型和热值软测量模型。此类方法具有较好的拟合能力，但由于缺少质量、能量等物理约束，在工况变化或连续运行过程中可能出现误差累积或不符合物理规律的输出。

为兼顾机理可解释性和数据辨识能力，灰盒或混合建模方法逐渐受到关注。该类方法以热平衡、传质传热或对象动态关系为模型骨架，并利用运行数据辨识难以直接测量的集总参数。沈赫男等[14]利用粒子群算法辨识主蒸汽温度系统传递函数；Xie 等[15]结合智能优化算法与 XGBoost 构建了多工况锅炉动态模型。已有研究表明，机理约束与数据辨识相结合有助于提高复杂热工对象模型的工程适用性，但如何在兼顾计算效率的同时描述垃圾组分动态变化对炉温的影响，仍需进一步研究。

针对上述问题，本文在炉温机理对象模型基础上引入现场运行数据辨识集总参数，构建垃圾焚烧炉温灰盒模型。首先，采用空间离散微元法建立由一次风量分配、炉排速度等操作指令驱动的质量与能量守恒模型；其次，通过垃圾模块状态递推和瞬时空间积分，构建等效动态低位热值（LHV）机制，将床层组分状态变化映射为炉温计算中的等效热源输入，并推导炉温降维解析模型；随后，采用中位数绝对偏差（MAD）异常值检测与滑动平均相结合的方法处理现场数据；最后，构建麻雀搜索算法与 Nelder-Mead 单纯形法相结合的 SSA-NM 串联辨识流程，对模型集总参数进行离线辨识。所建模型旨在保留质量与能量守恒关系的同时，提高连续运

行工况下的炉温趋势跟踪能力。

1 机理模型及计算方法

1.1 焚烧工艺简述

MSW 焚烧发电是包含多相流动和热化学反应的复杂工业过程[16]。如图 1 所示，垃圾焚烧系统主要包括固废储运、焚烧、余热回收和烟气净化等环节，其中炉排与炉膛构成燃烧和能量转化的核心区域。

入炉垃圾在炉排运动作用下依次经过干燥、燃烧和燃尽阶段。干燥段主要完成水分蒸发，燃烧段发生挥发分析出和固定碳氧化，燃尽段进一步消耗残余可燃物。一次风由炉排底部进入料层，为垃圾干燥和燃烧提供氧气；二次风由炉膛上部喷入，强化挥发分燃烧并抑制污染物生成[17]。

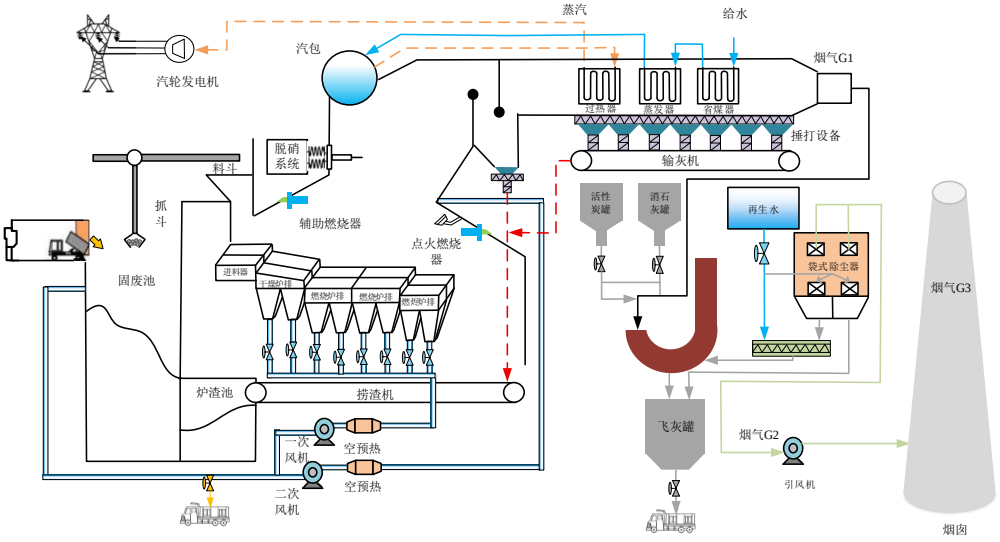


图 1 垃圾焚烧工艺流程图

Fig.1 MSW incineration process flowchart

炉膛温度的动态特性受入炉物料热值时变波动、给料量及一二次配风等多变量共同影响。本文以焚烧炉膛本体为研究边界，基于质量与能量守恒关系建立炉温对象模型，为后续控制策略研究提供模型基础。

1.2 垃圾焚烧过程的简化与假设

垃圾焚烧过程涉及多组分、多相流和复杂化学反应。为降低模型维度，本文对燃烧过程进行模块化简化，并将连续料层沿炉排运动方向离散为 N 个垃圾模块。

1.2.1 垃圾组分与状态简化

考虑垃圾经储坑发酵和抓斗混合后，其入炉成分在宏观统计尺度上具有一定均匀性，作如下简化：

1）忽略微量杂质，将垃圾划分为水分、挥发分、固定碳和灰分 4 类组分；

2）假设进入给料炉排的垃圾在宽度和厚度方向上性质均匀，具有相同的初始密度、孔隙率和组分比例。

1.2.2 炉排区域划分与微元离散

根据炉排结构和配风方式，将炉排沿长度向划分为干燥段、燃烧一段、燃烧二段和燃尽段，各区域具有独立的供风和炉排驱动机构。

为描述燃烧状态沿炉排方向的渐变特性，将连续料层进一步离散为等间距垃圾模块。设炉排等效总长为 L，空间步长取 0.04 m，对约 10.12 m 的炉排长度进行划分，得到计算节点数 N =253。

1.2.3 料层运动过程简化

假设垃圾模块紧贴炉排表面，并以所在炉排段的运行速度向前移动，忽略模块之间的缠绕、打滑、轴向热传导和质量渗透。当模块跨越不同速度的炉排交界处时，根据体积守恒，将轴向挤压或拉伸等效为料层高度的瞬时变化。

不同垃圾模块因所在位置、燃烧阶段和内部组分不同，在同一时刻具有不同的燃烧状态。本文采用“空间离散—全局积分”的建模思路：首先分别计算各模块的组分转化和质量消耗过程，再对全部模块的组分质量与热释放贡献进行空间累积，获得

全炉膛等效组分比例和等效热源输入。该方法在避免求解完整三维燃烧场的同时，保留了炉排方向燃烧状态非均匀分布对炉温动态响应的影响。

1.3燃烧过程机理子模型

在上述简化与假设基础上，第i个垃圾模块内的水分蒸发、挥发分析出和固定碳燃烧分别满足相应的质量守恒与反应动力学方程。

1.3.1 一次风模型

各垃圾模块因燃烧进度不同而具有不同的料层高度和床层阻力。本文根据模块瞬时高度及等效初始孔隙率，将系统输入的一次风量按等效孔隙高度权重分配。设第i个垃圾模块分配到的一次风质量流量为$\dot{m}_{air}$，计算方程为：

$$\dot{m}_{air,i(t)}=\rho_{air}V_{air}(t)\frac{\varepsilon/h_i(t)}{\sum_{j=1}^{N}\varepsilon/h_j(t)} \tag{1}$$

式中，ρ_{air}为空气密度，kg/m³；V_{air}为系统输入的一次风总体积流量，m³/s；ε为垃圾床层等效初始孔隙率，无量纲，假定为常数；$h_i(t)$为该时刻第i个垃圾模块的瞬时料层高度，m。

1.3.2 组分反应动力学方程

垃圾模块内主要包括水分蒸发、挥发分析出和固定碳氧化过程。模块有效反应面积受几何形变影响，依据长方体微元假设，其计算式为：

$$S_i(t)=2\left[l_x l_y+(l_x+l_y)h_i(t)\right] \tag{2}$$

式中，l_x与l_y分别为单一垃圾模块的长与宽，m。随垃圾模块高度$h_i(t)$演变，有效反应面积$S_i(t)$动态变化，m²。

基于能量守恒与阿伦尼乌斯（Arrhenius）[18]定律，各组分质量消耗速率方程如下：

1）水分蒸发动力学

垃圾模块进入干燥段后，水分蒸发主要受一次风对流换热和炉墙、火焰辐射换热影响。根据能量守恒，垃圾模块内水分质量$m_{water,i}$的变化率方程为：

$$\frac{dm_{water,i}}{dt}=-\frac{c_{p,air}\cdot\dot{m}_{air,i(t)}\cdot(T_{wind}-100℃)+Q_{rad,i}}{Q_{m,water}} \tag{3}$$

式中，$\frac{dm_{water,i}}{dt}$为垃圾模块中水分质量随时间的质量变化率，kg/s；$c_{p,air}$为一次风热容折算系数；$Q_{rad,i}$为一次风与料层对流换热功率，kJ/s；T_{wind}为一次风温度，℃；$\frac{dQ_{rad,i}}{dt}$为辐射热功率，kJ/s；$Q_{m,water}$为每千克水蒸发时吸收的热量，取2571.4kJ/kg。

2）挥发分析出动力学

当垃圾模块内部水分蒸发结束且温度达到热解起始点时，高分子有机物开始热解。挥发分质量$m_{v,i}$的析出速率受局部反应温度T_i和动态几何面积S_i控制，遵循Arrhenius定律：

$$\frac{dm_{v,i}}{dt}=-A_v\exp\left(-\frac{E_v}{RT_i}\right)S_i m_{v,i} \tag{5}$$

式中，A_v为挥发分析出指前因子，1/(m²·s)；E_v为挥发分析出所需活化能，J/mol；R为理想气体常数，J/(mol·K)；S_i为当前垃圾模块的有效反应表面积，m²。

3）固定碳燃烧动力学

挥发分大量析出后，固定碳与一次风中的氧气发生多相氧化反应。忽略灰层内部扩散影响，将其简化为受化学动力学控制的单步反应，固定碳质量$m_{c,i}$的消耗速率同样遵循Arrhenius定律，表示为：

$$\frac{dm_{c,i}}{dt}=-A_c\exp\left(\frac{E_c}{R_cT_{i.}}\right)S_i m_{c,i} \tag{6}$$

式中，A_c为固定碳反应的指前因子，1/(m²·s)；E_c为固定碳燃烧活化能，J/mol；R为理想气体常数，J/(mol·K)；$S_i(t)$为当前垃圾模块的有效反应表面积，m²。

1.3.3 垃圾料层高度模型

组分质量消耗与炉排差速运动，共同决定垃圾模块高度$h_i(t)$的动态变化。随水分、挥发分与固定碳的逐渐消耗，假设垃圾模块基础高度$h_i^*(t)$基于质量守恒发生线性塌缩：

$$h_i^*(t)=\frac{h_0}{m_{total,0}}\sum_k m_{k,i}(t),k\in\{water,v,c,ash\} \tag{6}$$

式中，$h_i^*(t)$为i个垃圾模块按剩余质量计算得到的基础高度，m；h_0为垃圾模块的入炉初始标准高度，m；$m_{total,0}$为初始总质量，kg。

垃圾模块随炉排运动在各段间推进。当其(4)过不同速度的炉排交界处时，根据体积守恒，高度发生瞬时变化。修正后的模块理论高度$h_i(t)$计算式为：

$$h_i(t)=h_i^*(t)\frac{l_x}{l_x+\left[v_{grate,N}-v_{grate,P}\right]\Delta t} \quad (7)$$

式中，$h_i(t)$ 为修正后的第 i 个模块瞬时料层高度，m；$v_{grate,N}$ 与 $v_{grate,P}$ 分别为当前炉排段和下一炉排段的速度指令，m/s；Δt 为垃圾形变函数的周期，s。

1.4 全炉膛等效动态热值与温度降维解析

在各垃圾模块动力学演化基础上，本文通过空间积分提取全炉膛组分特征，将分布参数状态降维为集总参数，并构建等效动态热值及炉温代数解析模型。该处理在保留质量守恒、能量守恒和组分动态演化影响的同时，降低了模型计算复杂度。

1.4.1 全炉膛动态组分质量分数

随燃烧过程推进，各垃圾模块内部组分不断消耗。对全炉排 N 个模块的组分质量进行瞬时空间累加，可得到全炉膛动态组分质量分数 $\omega_k(t)$，计算公式为：

$$\omega_k(t)=\frac{\sum_{i=1}^{N}m_{k,i(t)}}{\sum_{i=1}^{N}m_{total,i(t)}},k\in\{c,ash,vol,water\} \quad (8)$$

式中，$m_{k,i(t)}$ 为 t 时刻第 i 个垃圾模块中第 k 种组分的质量，kg；$m_{total,i(t)}$ 为第 i 个垃圾模块的总质量，kg。该式将空间分布状态降维为表征整体燃烧进程的时变组分比例。

1.4.2 集总参数的等效动态低位热值重构

本文构建的等效动态 LHV 并非入炉垃圾实际低位热值的软测量值，而是用于炉温计算的等效热源项，用于表征炉排床层整体组分状态变化对应的发热能力。基于式（14）所得动态组分质量分数，并借鉴 Mendeleev 经验公式[19]中的组分质量分数与低位热值映射关系，构建等效动态，表达式：

$$LHV(t)=p_1\omega_c(t)+p_2\omega_{ash}(t)+p_3\omega_{vol}(t)+p_4\omega_{water}(t)-p_5 \quad (9)$$

式中，$LHV(t)$ 为 t 时刻全炉膛单位质量物料的等效动态低位热值，kJ/kg；$\omega_c,\omega_{ash},\omega_{vol},\omega_{water}$ 分别为固定碳、灰分、挥发分和水分的全炉膛动态质量分数，无量纲；$p_1\sim p_5$ 为基于历史运行数据辨识得到的集总热值映射参数，其中 p_1、p_3 代表固定碳与挥发分放热增益权值；p_2 补偿灰分带走的显热；p_4 代表水分蒸发潜热的热损系数；常数项 p_5 为炉体散热等综合热损失的偏置补偿。上述参数并非 Mendeleev 公式中的固定经验系数，而是面向炉温灰盒模型辨识得到的集总参数。

1.4.3 炉膛温度降维解析模型

传统炉膛温度场求解通常依赖高维能量守恒偏微分方程，难以直接用于对象仿真与控制研究。本文采用准稳态假设，即在较短控制周期内，系统热量释放与吸收近似满足热平衡关系，从而将温度动态方程降维为代数解析形式。

上述降维解析模型的理论基础源于经典绝热温升公式[20]（即 $T=\frac{Q}{C_{eq}}+T_{base}$）。将等效释热量作为热源项，并对系统的等效综合热容 C_{eq} 进行参数化展开，推导出如下非线性半经验对象模型：

$$T(t)=\frac{LHV(t)}{p_6\left[1+p_7LHV(t)\cdot\left(1+\alpha(t)\right)\right]}+p_8\left(\alpha(t)-1\right)+T_{base} \quad (10)$$

该降维模型的物理机制与构成解释如下：

$T(t)$ 为 t 时刻炉膛集总温度计算值，℃，T_{base} 为热力学基准温度，25℃。

分子热源项 $LHV(t)$ 表示该控制周期内全炉膛单位质量物料的等效动态低位热值，kJ/kg。

基础固有热容 p_6 代表炉膛水冷壁、炉排等固态本体结构的集总基础热容参数。

流体热容补偿 $p_6p_7LHV(t)\cdot\left(1+\alpha(t)\right)$ 用于描述等效热值和过剩空气变化引起的烟气侧动态热容变化，其中 p_7 为工质热容膨胀系数。

过剩冷空气显热损耗项 $p_8\left(\alpha(t)-1\right)$：用于描述等效热值和过剩空气变化引起的烟气侧动态热容变化，p_8 为冷空气过剩带来的显热耗散补偿系数。

因此，本文模型中的机理主要体现在质量守恒、组分消耗、空间积分和能量平衡等结构关系中；数据辨识主要用于确定难以直接测量或理论计算的集总参数 $p_1\sim p_8$，二者共同构成炉温灰盒对象模型。

虽然最终采用代数方程输出炉温，但炉膛温度惯性和时间延迟已通过前端垃圾模块的组分演化与空间推移过程隐式体现，模型整体架构如图 2 所示。

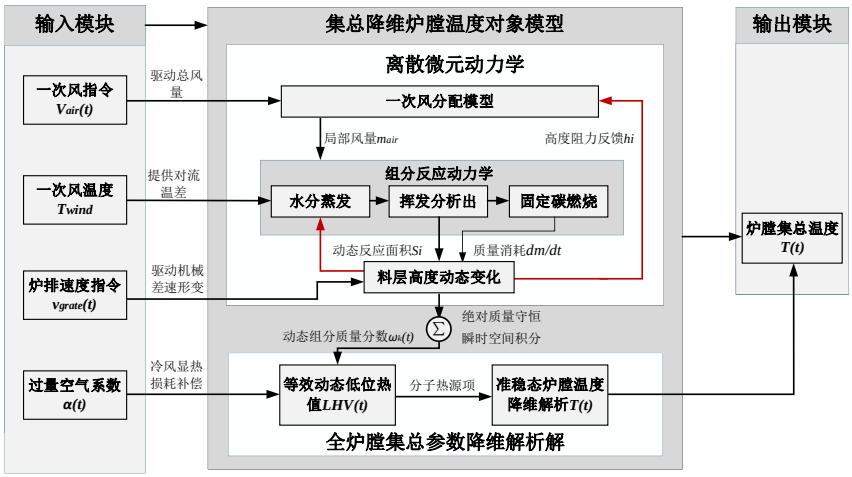


图 2 炉温机理对象模型架构图

Fig.2 Architecture of furnace temperature mechanism object model

2 数据预处理与参数辨识

2.1 现场数据预处理策略

工业 DCS 数据易受测量噪声、通信干扰和脉冲异常值影响，直接用于参数辨识会降低目标函数及辨识结果的稳定性。为此，本文采用“趋势提取—异常剔除—平滑处理”的预处理流程，在保留工况变化特征的同时削弱离群点和高频噪声。

2.1.1 移动中位数的趋势提取

受垃圾组分波动和现场电磁干扰影响，DCS 信号中可能出现脉冲型尖峰。为避免滑动平均对极值敏感，首先采用移动中位数提取信号趋势项。

对于原始时间序列 $x(t)$，其趋势项 $x_{trend}(t)$ 定义为：

$$x_{trend(t)} = median\{x(t-\omega),....x(t),....,x(t+\omega)\} \tag{11}$$

式中，ω 为滑动窗口的单侧步长，完整的滑动窗口长度为 $2\omega+1$。中位数滤波具有较强的鲁棒性，能够在剔除离群尖峰的同时有效保留信号的变化特征。

2.1.2 基于 MAD 的自适应双向异常剔除

提取趋势项后，通过残差序列识别异常点。考虑不同工况下噪声水平及变量量级存在差异，采用中位数绝对偏差（MAD）[21]估计局部噪声水平 $\sigma(t)$：

$$\sigma(t) = 1.4826 \times median\left\{\left|r(\tau)\right|\right\}_{\tau\in[t-\omega,t+\omega]} \tag{12}$$

式中，$\sigma(t)$ 为(t)时刻局部窗口内的噪声水平估计值，与原始变量量纲一致；$r(\tau)$ 为 τ 时刻残差值；ω 为局部窗口单侧步长。系数 1.4826 用于使 MAD 估计量与正态分布下的标准差具有一致尺度。根据局部噪声水平，构建动态双向检测阈值 $\delta(t)$ 为：

$$\delta(t) = \lambda \cdot \sigma(t) + \xi_{\min} \tag{13}$$

式中，λ 为阈值倍数，本文取 3.0；$\xi_{\min}$ 为最小波动基准，防止在系统极度平稳时误判正常波动。

异常点判据如下：

$$\left|x(t) - x_{trend(t)}\right| > \delta(t) \tag{14}$$

若 t 时刻的数据 $x(t)$ 满足式(14)，则判定为异常值，用线性插值法对被剔除的异常点进行填补。该判据可同时识别正、负方向的脉冲异常。

2.1.3 信噪比自适应平滑处理

为降低残余高频噪声并兼顾数据保真度，采用信噪比（SNR）自适应平滑方法。定义局部信号波动幅度与全局背景噪声水平之比为：

$$SNR(t) = \frac{\sigma_{local}(t)}{\sigma_{global} + \gamma} \tag{15}$$

式中，$\sigma_{local}(t)$ 为 t 时刻局部窗口内的信号标准差；σ_{global} 为全局噪声标准差评估值；γ 为防止分母为零的极小正数。

根据 SNR 的大小动态调整滑动平均窗口：波动较强时采用较小窗口以保留动态细节，平稳且噪声明显时采用较大窗口以抑制毛刺。先异常识别、后平滑的处理顺序可降低离群点对平滑结果的影响。

2.2 SSA-NM 串联混合辨识算法

炉温机理对象模型包含 8 个待辨识集总参数，

参数间具有非线性和耦合特征。单一群智能算法在迭代后期可能收敛趋缓，而 NM 算法对初始点较为敏感。基于二者在全局搜索与局部开发方面的互补性[22]，本文构建 SSA-NM 串联辨识策略。

首先利用 SSA 在较大参数空间内搜索较优区域，再以其输出作为 NM 初始点进行无导数局部精细搜索。该方法既可增强后期局部开发能力，也可降低 NM 对初始点的依赖。

2.2.1 麻雀搜索算法（SSA）全局粗寻优

SSA 通过模拟麻雀种群觅食行为进行全局寻优[23]，种群分为发现者、加入者与警戒者。发现者负责大范围解空间搜索，位置更新公式如下：

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{i,j}^{t}\cdot\exp\left(-\dfrac{i}{\alpha\cdot iter_{\max}}\right), R_2<ST\\ X_{i,j}^{t}+Q\cdot L, R_2\geq ST\end{cases} \tag{16}$$

式中，t 为当前迭代次数，$iter_{\max}$ 为最大迭代次数；α 为随机数，范围是(0,1]；R_2 为预警值，范围是[0,1]；ST 为人为定义的安全阈值，取[0.5,1]；Q 为随机数，服从正态分布；L 为全 1 矩阵。

根据上式可知，算法中存在衰减指数运算，可在寻优初期大幅度跳跃。SSA 阶段用于在较大参数空间内搜索较优参数区域，并为 NM 局部搜索提供初始参数向量。

2.2.2 单纯形法（NM）局部精细化

为改善 SSA 迭代后期的局部搜索能力，采用无导数 NM 算法进行精细化寻优[24]。以 SSA 输出参数为初始点，在 D 维空间构造包含 $D+1$ 个顶点的单纯形。每次迭代确定最差适应度顶点并计算其余顶点的几何中心。其反射（Reflection）操作的位置更新公式为：

$$X_r=\overline{X}+\rho\left(\overline{X}-X_{worst}\right) \tag{17}$$

根据反射点适应度，进一步执行扩张、收缩或缩边操作，直至满足收敛条件。NM 无需计算目标函数梯度，适用于机理模型集总参数的局部优化。

2.2.3 目标函数设计与参数寻优流程

参数辨识的目标是最小化模型计算炉温与现场实测炉温之间的偏差。本文采用均方误差（MSE）作为 SSA-NM 算法的适应度函数 $J(P)$：

$$J(P)=\frac{1}{L}\sum_{t=1}^{L}\left(T_{sim}(t)-T_{real}(t)\right)^2 \tag{18}$$

式中，L 为用于参数辨识数据的总数；T_{sim} 与 T_{real} 分别为 t 时刻炉温模型计算值与实际值，℃。

寻优的具体执行逻辑如图 3 所示，

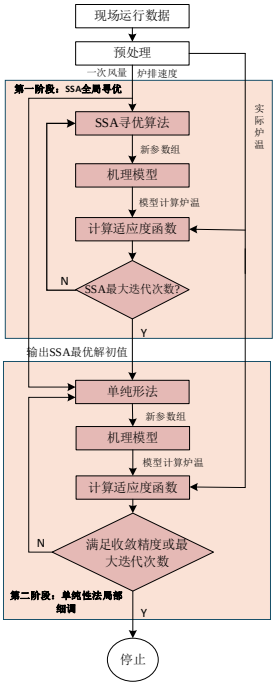


图 3 SSA-NM 混合寻优流程

Fig.3 SSA－NM hybrid optimization procedure

主要步骤如下：

1）对现场数据进行预处理，并确定模型输入和实测炉温；

2）根据参数物理含义和工程经验设置寻优范围，初始化 SSA 种群；

3）执行 SSA 全局搜索，获得较优参数向量；

4）将 SSA 结果作为 NM 初始点，构建初始单纯形；

5）执行反射、扩张和收缩等操作，直至满足收敛精度或达到最大迭代次数；

6）输出最优参数，并代入机理模型进行验证。

3 结果与分析

3.1 现场运行数据获取与预处理

为验证机理对象模型的动态跟踪效果，选取某垃圾焚烧发电厂 DCS 历史运行数据进行建模与验证。原始数据共 50000 组，采样间隔为 10 s，总时长约 138.89 h，主要变量包括炉膛温度、一次和二次风量、烟气含氧量、垃圾给料量、主蒸汽流量、烟气流量及炉排速度等。

考虑到模型采用离散垃圾模块逐步入炉的空间递推结构，仿真初期存在炉排床层填充和状态初

始化过程，因此该阶段不参与参数目标函数计算。随后采用连续时间序列进行参数辨识与独立验证，数据划分见表 1。验证段位于辨识段之后，未参与 SSA-NM 参数辨识。

表 1 DCS 数据划分方式
Tab.1 Division of DCS data set

数据段	索引范围	点数	时间长度/h	用途	是否参与参数辨识
原始连续 DCS 数据	1 – 50000	50000	138.89	说明数据总体规模	否
模型初始化段	1 – 3000	3000	8.33	垃圾模块填充与模型状态初始化	否
参数辨识段	3001 – 15000	12000	33.33	SSA-NM 参数辨识	是
独立验证段	15001 – 18600	3600	10.00	跨时段验证	否

为避免人工筛选稳定工况导致验证结果偏高，本文采用辨识段之后的连续运行数据作为独立验证段。表 2 显示，验证区间内炉温、配风、烟气含氧量、垃圾给料量、主蒸汽流量和烟气流量均存在明显变化，说明该区间并非单一稳态工况，可用于考察模型的跨时段动态跟踪能力。

表 2 验证段主要运行变量波动统计
Tab.2 Fluctuation statistics of main operating variables in the validation period

变量	验证段范围	相对变化幅度/%	说明
炉膛温度/℃	945.02 – 1100.09	14.76	炉温存在明显动态波动
干燥段一次风量/($m^3 \cdot h^{-1}$)	7820.60 – 13842.50	52.32	一次配风存在调整
气化段一次风量/($m^3 \cdot h^{-1}$)	11187.40 – 21697.40	57.14	一次配风存在调整
一次冷却风量/($m^3 \cdot h^{-1}$)	0 – 4243.09	168.15	冷却风量变化明显
二次风量/($m^3 \cdot h^{-1}$)	9134.21 – 29048.70	110.28	二次风调节幅度较大
烟气含氧量/%	4.92 – 9.14	63.72	燃烧状态存在波动
垃圾给料量/($kg \cdot h^{-1}$)	12254.07 – 18424.28	41.26	给料量存在变化
主蒸汽流量/($t \cdot h^{-1}$)	26.32 – 37.05	31.43	负荷侧存在波动
烟气流量/($m^3 \cdot s^{-1}$)	15.83 – 20.21	24.71	烟气侧运行状态变化

由于工业现场数据易受干扰，本文采用 MAD（绝对中位差）算法剔除异常值，并结合滑动平均滤波进行平滑处理。

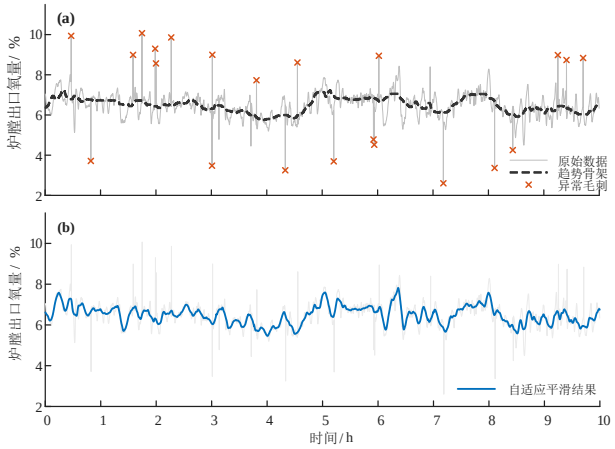


图 4 氧量处理前后的对比图

Fig.4 Comparison of oxygen content before and after treatment

如图 4 所示，预处理方法有效抑制了异常尖峰和高频噪声，同时保留了主要工况变化趋势。

3.2 机理参数辨识与多算法性能对比

机理对象模型包含 8 个难以直接获取的集总参数，本文采用 SSA-NM 串联算法进行离线辨识。前 3000 个采样点用于模型初始化，第 3001 – 15000 个采样点用于参数辨识，后续验证段不参与辨识。为评价算法寻优性能，在相同测试条件下与 PSO 和标准 SSA 进行对比。

MSE 收敛曲线如图 5 所示。PSO 整体收敛较慢，标准 SSA 前期下降较快但后期趋缓；SSA-NM 在 SSA 全局搜索后继续利用 NM 进行局部精细化，使目标函数进一步下降。

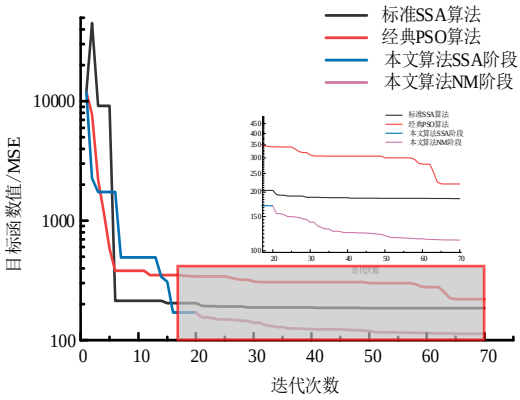


图 5 寻优收敛曲线对比图
Fig.5 Convergence curve comparison of different optimization methods

最终辨识参数见表 3。表中 p_1 ~ p_5 用于描述动态组分质量分数与等效 LHV 之间的映射关系，p_6 ~ p_8 用于表征炉膛综合热容、热值—过量空气耦合及过量空气系数对炉温计算的影响。上述参数均为经数据辨识获得的集总参数，并非单一物理常数。

表 3 参数寻优结果
Tab.3 Parameter optimization results

参数	辨识结果	含义说明
p_1	2510.5000	固定碳质量分数对等效热值的贡献系数
p_2	138.8400	灰分显热损失修正系数
p_3	48.9200	挥发分质量分数对等效热值的贡献系数
p_4	162.1400	水分蒸发热损失修正系数
p_5	4410.2000	等效热值基准偏置与综合热损失修正项
p_6	1.1005	炉膛等效综合热容修正系数
p_7	3.26×10^{-4}	热值—过量空气耦合修正系数
p_8	1.1368	过量空气系数对炉温计算的综合修正系数

3.3 动态 LHV 机制连续运行验证

3.3.1 机理模型消融实验

为验证等效动态 LHV 机制的作用，采用 10 h 连续运行数据比较 3 种模型：模型 A 为经验参数与静态 LHV 组合，模型 B 为辨识参数与静态 LHV 组合，模型 C 为辨识参数与动态 LHV 组合。该验证段未参与参数辨识，炉温、配风、氧量和负荷变量均存在波动。

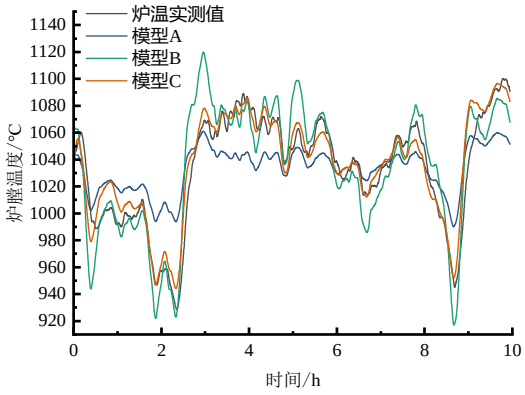


图 6 不同组合模型下炉温验证结果对比
Fig.6 Comparison of furnace temperature verification results for different combined models

图 6 显示，3 种模型在连续验证区间内均未出现发散。模型 A 整体偏差较大；模型 B 经 SSA-NM 参数辨识后，输出幅值和趋势均有所改善；模型 C 进一步引入动态 LHV 机制后，对现场炉温变化的跟踪效果更好。

静态 LHV 模型采用固定初始组分比例计算热源输入，而动态 LHV 机制根据垃圾模块递推过程中水分、挥发分、固定碳和灰分的状态变化，实时更新全炉膛等效组分比例，并将其映射为炉温计算中的等效热源。因此，模型 C 在运行变量波动较明显的区间表现出更好的适应性。

3.3.2 纯数据驱动模型对比验证

为进一步比较灰盒模型与纯数据驱动模型在连续运行过程中的表现，构建 LSTM 网络作为基准。输入变量包括干燥段一次风量、气化段一次风量、一次冷却风量、炉排速度和上一时刻炉温；网络包含 1 层 LSTM 层，隐含单元数为 64，采用 Adam 算法训练 150 轮。测试阶段采用闭环多步自由运行方式，仅在初始时刻输入训练段最后一个真实炉温，随后将上一时刻预测值作为下一时刻输入，不使用验证段真实炉温进行滚动修正。

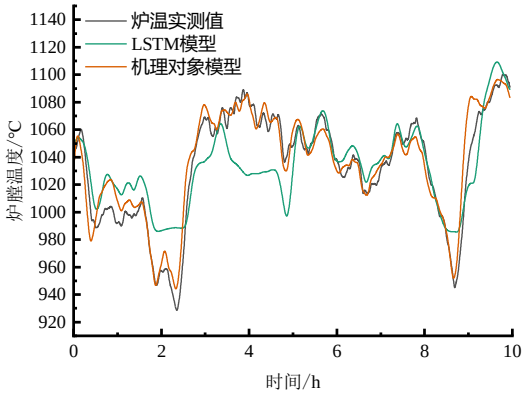


图 7 机理模型、LSTM 模型输出值与实际值对比
Fig.7 Comparison of predicted values of mechanism model and LSTM model with actual values

如图 7 所示，LSTM 在验证初期具有一定跟踪能力，但随自由运行步数增加，输出逐渐出现偏移和滞后。相比之下，灰盒模型受质量守恒、能量守恒及组分演化关系约束，在连续验证区间内保持了更稳定的趋势跟踪效果。

3.3.3 模型误差量化评价

为定量评价模型性能，采用均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）、平均绝对百分比误差（MAPE）和均方误差（MSE），结果见表 4。

表 4 各模型评价指标对比
Tab.4 Comparisons of evaluation metrics among different models

模型	RMSE(℃)	MAE(℃)	MAPE(%)	MSE
模型 A	25.98	21.57	2.11	675.11
模型 B	20.23	15.30	1.48	409.21
模型 C	11.91	8.69	0.85	141.95
LSTM	23.73	18.20	1.78	562.97

表 4 显示，模型 A 的 RMSE 为 25.98 ℃。经 SSA-NM 辨识后，模型 B 的 RMSE 降至 20.23 ℃，降低 22.13%；在此基础上引入动态 LHV 机制后，模型 C 的 RMSE 进一步降至 11.91 ℃，较模型 A 和模型 B 分别降低 54.15%和 41.13%，MAPE 为 0.85%。LSTM 的 RMSE 为 23.73 ℃，高于模型 C。尽管模型 C 整体误差较低，但在炉温快速变化或配风、给料扰动较明显的局部区间仍存在偏差。这主要与实际垃圾组分和入炉热值难以在线测量，以及集总模型难以完全描述局部燃烧扰动和执行机构非线性有关。综合曲线与误差指标，SSA-NM 参数辨识和动态 LHV 机制均能改善静态机理模型的炉温输出，其中模型 C 在连续运行数据上取得最低整体误差，并保持较稳定的趋势跟踪性能。

4 结论

（1）构建了由一次风分配、炉排速度等操作指令驱动的垃圾焚烧炉温灰盒模型。模型以质量守恒、组分消耗和能量平衡关系为基础，通过垃圾模块状态递推与空间积分构建等效动态 LHV 机制，并采用 MAD 异常检测、滑动平均及 SSA-NM 算法完成 8 个集总参数辨识。

（2）连续运行数据验证表明，SSA-NM 能够在 SSA 全局搜索基础上进一步改善局部寻优效果。动态 LHV 模型的 RMSE 和 MAPE 分别为 11.91 ℃和 0.85%，相较经验参数静态 LHV 模型和辨识参数静态 LHV 模型，RMSE 分别降低 54.15%和 41.13%。

（3）在 10 h 独立连续验证区间内，所建灰盒模型未出现明显误差发散，整体误差低于 LSTM 基准模型，并保持较稳定的炉温趋势跟踪性能。该模型兼具物理可解释性和连续运行数据适应能力，可为垃圾焚烧过程控制与运行优化提供对象模型基础。

［参考文献］

[1] 汤健,田昊,余文,等.城市固废焚烧过程神经网络控制研究综述[J].自动化学报,2025,51(09):1951-1973.
TANG J,TIAN H,YU W,et al.A review of neural network control in municipal solid waste incineration processes[J].Acta Automatica Sinica,2025,51(09):1951-1973.

[2] 崔璨麟,汤健,夏恒,等.基于模糊神经网络对抗生成的城市固废焚烧过程二噁英排放预警[J].控制理论与应用,2025,42(04):757-766.
CUI C L,TANG J,XIA H,et al.Dioxin emission early warning in municipal solid waste incineration process based on fuzzy neural network adversarial generation[J].Control Theory & Applications,2025,42(4):757-766.

[3] 汤健,夏恒,余文,等.城市固废焚烧过程智能优化控制研究现状与展望[J].自动化学报,2023,49(10):2019-2059.
TANG J,XIA H,YU W,et al.Research status and prospect of intelligent optimization control for municipal solid waste incineration process[J].Acta Automatica Sinica,2023,49(10):2019-2059.

[4] ZHAO H Y, MENG P, GAO S, et al. Recent advances in simultaneous removal of NOx and VOCs over bifunctional catalysts via SCR and oxidation reaction[J]. Science of the Total Environment, 2024, 906: 167553.

[5] 严爱军,胡开成.城市生活垃圾焚烧炉温控制的多目标优化设定方法[J].控制理论与应用,2023,40(04):693-701.
YAN A J,HU K C.Multi-objective optimal setting method for furnace temperature control in municipal solid waste incineration[J].Control Theory & Applications,2023,40(04):693-701.

[6] 杨旭,余昭胜,何玉荣,等.垃圾焚烧炉中城市生活垃圾掺烧高热值工业固废的数值模拟[J].洁净煤技术,2023,29(09):98-108.
YANG X,YU Z S,HE Y R,et al.Numerical simulation of municipal domestic waste blending with combustion of high calorific value industrial solid waste in waste incineration furnace[J].Clean Coal Technology,2023,29(9):98-108.

[7] 李德波,陈兆立,陈智豪,等.垃圾焚烧炉掺烧陈腐垃圾及其配风优化的数值模拟[J].环境工

程,2022,40(11):113-119.
LI D B,CHEN Z L,CHEN Z H,et al.Numerical simulation of mixed firing of aged refuse and air distribution optimization in a MSW incineration furnace[J].Environmental Engineering,2022,40(11):113-119.

[8] RYU C,YANG Y B,NASSERZADEH V,et al.Thermal reaction modeling of a large municipal solid waste incinerator[J].Combustion Science and Technology,2004,176(11):1891-1907.

[9] YANG Y B,SHARIFI V N,SWITHENBANK J.Numerical simulation of Municipal Solid Waste incineration in a moving-grate furnace and the effect of waste moisture content[J].Progress in Computational Fluid Dynamics,2007,7(5):261-273.

[10] ALOBAID F,AL-MALIKI W A K,LANZ T,et al.Dynamic simulation of a municipal solid waste incinerator[J].Energy,2018,149:230-249.

[11] GU T,YIN C,MA W,et al.Municipal solid waste incineration in a packed bed:a comprehensive modeling study with experimental validation[J].Applied Energy,2019,247:127-139.

[12] 尤海辉,马增益,唐义军,等.循环流化床垃圾焚烧锅炉床温建模[J].热力发电,2017,46(02):28-35.
YOU H H,MA Z Y,TANG Y J,et al.Integrated modeling of bed temperature for a circulating fluidized bed incinerator[J].Thermal Power Generation,2017,46(2):28-35.

[13] 尤海辉,马增益,唐义军,等.循环流化床入炉垃圾热值软测量[J].浙江大学学报(工学版),2017,51(06):1163-1172.
YOU H H,MA Z Y,TANG Y J,et al.Soft measurement of heating value of burning municipal solid waste for circulating fluidized bed[J].Journal of Zhejiang University(Engineering Science),2017,51(6):1163-1172.

[14] 沈赫男,张凤南,吕正鑫.基于现场数据的主汽温系统模型辨识[J].计算机仿真,2018,35(06):101-105.
SHEN H N,ZHANG F N,LYU Z X.Identification of main steam temperature system model based on field data[J].Computer Simulation,2018,35(6):101-105.

[15] XIE Y,LIU J Z,ZENG D L,et al.A dynamic hybrid model of supercritical once-through boiler-turbine unit including recirculation mode and once-through mode[J].Energy,2024,309:132941.

[16] 何海军,蒙西,汤健,等.基于ET–RBF–PID的城市固废焚烧过程炉膛温度控制方法[J].控制理论与应用,2022,39(12):2262-2273.
HE H J,MENG X,TANG J,et al.Furnace temperature control method in municipal solid waste incineration process based on ET-RBF-PID[J].Control Theory & Applications,2022,39(12):2262-2273.

[17] 乔俊飞,郭子豪,汤健.面向城市固废焚烧过程的二噁英排放浓度检测方法综述[J].自动化学报,2020,46(06):1063-1089.
QIAO J F,GUO Z H,TANG J.Review on dioxin concentration detection methods for municipal solid waste incineration processes[J].Acta Automatica Sinica,2020,46(06):1063-1089.

[18] AZAM M, ASHRAF A, SETOODEH JAHROMY S, et al. Isoconversional nonisothermal kinetic analysis of municipal solid waste, refuse-derived fuel, and coal[J]. Energy Science & Engineering, 2020, 8(10): 3728-3739.

[19] KALIVODOVÁ M, BALÁŠ M, MILČÁK P, et al. Determination of higher heating value by calculation based on elemental analysis[J]. Paliva, 2022, 14(1): 8-20.

[20] MARZOUK O A. Adiabatic flame temperatures for oxy-methane, oxy-hydrogen, air-methane, and air-hydrogen stoichiometric combustion using the NASA CEARUN tool, GRI-Mech 3.0 reaction mechanism, and Cantera Python package[J]. Engineering, Technology & Applied Science Research, 2023, 13(4): 11437-11444.

[21] ROMO-CHAVERO M A, ALATORRE G D L R, CANTORAL-CEBALLOS J A, et al. A hybrid model for BGP anomaly detection using median absolute deviation and machine learning[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2025, 6: 2102-2116. DOI: 10.1109/OJCOMS.2025.3550010.

[22] 刘成汉,何庆.改进搜索机制的单纯形法引导麻雀搜索算法[J].计算机工程与科学,2022,44(12):2238-2245.
LIU C H,HE Q.Simplex method guided sparrow search algorithm with improved search mechanism[J].Computer Engineering & Science,2022,44(12):2238-2245.

[23] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.

[24] 雷航,刘河生,张瑞刚,等.基于单纯形法的风电机组独立变桨控制技术研究与仿真[J].热力发电,2023,52(03):144-150.
LEI H, LIU H S, ZHANG R G, et al. Research and simulation of individual pitch control technology for wind turbines based on simplex method[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(03): 144-150.

（责任编辑 XXX）