

基于深度学习的锅炉燃烧优化控制算法研究

王猛, 侯荣利, 柴尚荣

国能山西河曲发电有限公司, 山西 忻州 036500

DOI:10.61369/ETQM.2025110029

摘 要 : 锅炉燃烧过程作为火力发电的核心环节, 其优化控制直接关系到能源利用效率与污染物排放水平。传统基于物理模型的控制方法受限于计算实时性不足, 难以适应动态工况下的快速响应需求。近年来, 工业传感器技术的进步使得燃烧过程关键参数 (如辐射能信号、火焰图像) 可被实时监测并转化为高维数据流, 为数据驱动的优化方法提供了基础。深度学习技术凭借其强大的非线性建模能力与特征自学习特性, 为锅炉燃烧优化提供了新的解决方案。通过构建深度神经网络模型, 可直接挖掘输入变量 (风量、煤粉浓度) 与输出指标 (热效率、氮氧化物排放) 之间的复杂映射关系, 实现燃烧过程的动态优化控制。

关 键 词 : 锅炉燃烧优化; 深度学习; 时空卷积网络; 长短期记忆网络

Research on Boiler combustion Optimization Control Algorithm based on Deep Learning

Wang Meng, Hou Rongli, Chai Shangrong

Guoteng Shanxi Hequ Power Generation Co., LTD., Xinzhou, Shanxi 036500

Abstract : As the core process in thermal power generation, boiler combustion optimization directly impacts energy efficiency and pollutant emissions. Traditional control methods relying on physical models struggle with real-time computational constraints, failing to meet the rapid response demands of dynamic operating conditions. Recent advancements in industrial sensor technology now enable real-time monitoring of critical combustion parameters—including radiant energy signals and flame imaging—transforming them into high-dimensional data streams that form the foundation for data-driven optimization strategies. Deep learning technology, with its powerful nonlinear modeling capabilities and self-learning characteristics, provides innovative solutions for boiler combustion optimization. By constructing deep neural network models, it directly uncovers the complex relationships between input variables (air volume, coal powder concentration) and output metrics (thermal efficiency, nitrogen oxide emissions), enabling dynamic optimization control of combustion processes.

Keywords : boiler combustion optimization; deep learning; spatio-temporal convolutional networks; long short-term memory networks

引言

锅炉燃烧过程作为火力发电系统的核心环节, 其优化控制直接关系到能源利用效率、污染物排放水平及机组运行安全性。随着全球能源需求持续增长和环境保护要求日益严格, 如何通过智能化技术提升锅炉燃烧系统的综合性能已成为能源领域的研究热点。传统锅炉燃烧优化方法多依赖于基于物理模型的控制策略, 例如通过建立锅炉燃烧模型并采用遗传算法或粒子群算法进行非线性优化。这类方法在实际应用中面临显著挑战: 复杂的计算过程导致实时性不足, 难以满足动态工况下快速响应的需求。例如, 基于离线非线性优化的模糊控制方法虽尝试通过划分干扰变量子空间并构建专家规则库来提升实时性, 但仍受限于模型参数更新频率和环境扰动的快速捕捉能力。

一、相关理论

(一) 深度学习理论概述

深度学习作为人工智能领域的核心技术, 通过多层神经网络结构实现对复杂非线性关系的建模与分析。其核心思想是通过构

建深层非线性变换, 从输入数据中自动提取具有层次化的特征表示, 从而提升模型对复杂系统的描述能力。在工业锅炉燃烧优化领域, 传统模型辨识方法建立的燃烧系统模型多依赖现场数据, 难以准确捕捉动态变化特性。而深度学习通过端到端的学习机制, 能够有效解决此类问题。深度神经网络 (DNN) 作为基础模

型，通过堆叠全连接层构建特征映射关系，适用于锅炉燃烧参数的全局非线性建模^[1]。卷积神经网络（CNN）凭借局部感受野和权值共享特性，可高效提取火焰图像或气体分布的空间特征，如氢-空气预混火焰的蜂窝结构特征可通过CNN结合仿生细胞分割模型进行量化分析，实现火焰形态的动态监测。长短期记忆网络（LSTM）因其时序记忆能力，适用于燃烧过程中的气体浓度多步预测，例如CO浓度变化预测中LSTM网络可捕捉时间序列数据中的长期依赖关系。

（二）锅炉燃烧控制理论

锅炉燃烧过程是将燃料化学能转化为热能的核心环节，其控制理论需兼顾热力学特性和动态响应特性。工业锅炉燃烧系统本质上属于多变量强耦合的复杂对象，传统控制方案通过前馈补偿等策略将其分解为两个主要调节回路：通过进煤量调节主汽压力的闭环系统和通过鼓风量控制烟道含氧量的回路^[9]。主汽压力控制系统通过燃料供给量与负荷需求的匹配实现能量平衡，而送风调节系统则需维持氧化剂供给与燃料燃烧的动态匹配，两者共同构成燃烧过程的基础控制架构。在传统控制方案基础上，现代控制理论进一步引入参数寻优与自适应PID算法，通过实时优化燃烧参数提升系统调节品质。

二、基于深度学习的锅炉燃烧优化控制算法设计

（一）算法总体架构

本算法采用分层递进的混合架构，融合深度神经网络与传统控制理论实现锅炉燃烧过程的多目标优化。系统输入包含锅炉运行参数（如燃料量、送风量、炉膛压力、烟气成分）、环境变量（气温、负荷需求）及历史操作数据，通过传感器网络实时采集并经过标准化预处理形成多维特征向量。输出为最优控制指令集，包括燃料调节量、风煤配比、燃烧区域分布等关键参数，通过PLC系统传递至执行机构完成闭环控制。

最优解集通过模型预测控制（MPC）转换为执行指令：

$$\min_{\Delta u} \sum_{t=1}^{N_p} \|y_{t|k} - r_t\|_Q^2 + \sum_{t=0}^{N_c-1} \|\Delta u_{t|k}\|_R^2$$

其中 N_p 为预测时域， N_c 为控制时域， Q/R 为权重矩阵。PLC系统执行 Δu 实现风煤配比动态调整。

在数据处理流程中，首先建立动态特征提取模块，采用卷积神经网络（CNN）对锅炉内热力场分布图像进行空间特征解耦，捕捉火焰形态与温度场的非线性关联。时序相关参数则通过长短期记忆网络（LSTM）构建时间序列预测模型，捕捉燃烧过程的动态特性^{[7][8]}。两类特征经特征融合层进行加权整合，生成具有时空一致性的状态表征向量^[2]。该模块采用批量归一化与残差连接技术，有效缓解深度网络中的梯度消失问题，提升特征表达的鲁棒性。

（二）深度学习模型选择

锅炉燃烧优化控制作为能源高效利用与污染物排放控制的关键

技术，其核心挑战在于系统高维输入空间、强非线性特性、时变动态响应及多变量耦合效应的复杂交织。传统控制算法在应对上述特征时，往往受限于模型结构的简化假设与参数辨识的精度不足，导致控制策略难以同时满足效率提升与排放约束的双重目标。深度学习模型凭借其强大的非线性拟合能力、自适应特征提取机制及处理时序数据的潜力，为构建高性能燃烧优化控制框架提供了新的技术路径。本文基于锅炉燃烧系统的动态特性与控制需求，结合深度学习模型的理论优势，系统论证了长短期记忆网络（LSTM）与卷积神经网络（CNN）的复合架构作为核心控制模型的适配性。

三、实验与分析

（一）实验方法与步骤

本研究以某燃煤电站锅炉为实验对象，基于现场工况采集系统获取实时运行数据，涵盖燃料流量、一次/二次风量、炉膛温度场分布、烟气成分（CO、NO_x、SO₂）、氧含量及燃烧效率等关键参数。实验数据通过滚动时间窗方法构建时序样本集，时间步长设置为10秒，以捕捉燃烧过程的动态特性。数据预处理环节采用多阶段方法：首先运用中位数插值法填补缺失值，继而通过3σ准则剔除超出合理范围的异常数据点，随后进行特征标准化处理，将各维度数据映射至[-1,1]区间以消除量纲影响。针对锅炉运行的强耦合特性，构建多输入-多输出的深度学习框架，输入层包含燃料量、风量、炉膛压力等12个控制变量，输出层设计为燃烧效率、NO_x排放浓度及主蒸汽温度三个优化目标。实验采用分层抽样法将数据集划分为训练集（70%）、验证集（15%）和测试集（15%），确保各类工况分布均衡。

模型构建方面，基于残差网络（ResNet）改进的深度卷积神经网络（CNN）作为核心架构，通过多分支结构分别处理不同特征序列。为增强时间序列建模能力，引入双向长短期记忆网络（Bi-LSTM）模块与CNN进行特征融合，形成混合架构。网络结构包含3个卷积层（核尺寸3×3，步长1）、2个残差块及2个Bi-LSTM单元，全连接层采用自适应参数调整机制。在模型训练阶段，采用Adam优化器，初始学习率设为0.001，批大小（batch size）为64，通过余弦退火策略动态调整学习率。损失函数设计为加权组合形式，综合考虑燃烧效率（权重0.4）、NO_x排放（权重0.3）及温度控制精度（权重0.3），采用均方误差（MSE）作为基本损失度量。为防止过拟合，实施Dropout（0.2）和L2正则化（λ=0.001），同时设置早停机制（patience=10）终止训练^{[3][4]}。

（二）实验结果与分析

本研究通过构建基于深度学习的锅炉燃烧优化控制算法，对某600MW超临界燃煤机组进行了仿真与实测实验。实验数据来源于锅炉运行记录数据库，包含燃料配比、风量、炉膛压力、烟气温度及污染物排放等12类共58项特征参数，时间分辨率为1分钟。采用交叉验证方法将数据集划分为训练集（70%）、验证集（15%）和测试集（15%）。模型采用监督学习框架，输入层为特

征参数矩阵，输出层预测最佳氧量、煤粉浓度及风煤配比，中间嵌入 LSTM-CNN 混合神经网络结构以捕捉时序特征与空间分布规律。

实验结果显示，深度学习模型在稳态工况下表现出显著优势。在额定负荷（600MW）条件下，模型将炉膛出口氧量波动范围从传统控制的 2.1%–2.8% 压缩至 1.95%–2.25%，NO_x 排放量降低 12.7%（从 285mg/Nm³ 降至 248mg/Nm³），飞灰可燃物含量减少 3.2 个百分点。动态响应方面，当负荷以 5%/min 速率变化时，模型的过渡过程振荡幅度较传统 PID 控制降低 41%，主蒸汽温度偏差绝对值均方根（RMS）从 1.8℃ 降至 0.9℃^{[5][6]}。

四、结论

本研究针对传统锅炉燃烧控制中存在的动态响应迟滞、参数耦合复杂及多目标优化困难等问题，提出了基于深度学习的优化

控制算法框架。通过构建多维度特征融合的深度学习神经网络模型，实现了燃烧过程关键参数（如氧量、热效率、氮氧化物排放）的协同优化。实验结果表明，所提出的算法在稳定性、泛化能力和动态响应速度等方面均优于传统 PID 控制及常规机器学习方法，为工业锅炉的智能化控制提供了新的技术路径。

在模型架构创新方面，本研究通过融合时空卷积网络（STCNN）与长短期记忆网络（LSTM），有效捕捉了燃烧过程中的非线性动态特征与时间序列关联性。其中，时空卷积模块对锅炉负荷、风量、燃料量等多维空间参数的耦合关系进行特征提取，而 LSTM 单元则建立了燃料燃烧效率与污染物排放的历史依赖模型。该混合架构相较于单一模型，在预测精度和抗干扰能力方面分别提升 12.7% 和 9.3%，验证了深度学习在复杂工业过程建模中的优势^[10]。

参考文献

[1]董胡适,蒋国璋,段现银.量子遗传算法和神经网络的锅炉燃烧优化控制[J].机械设计与制造,2020,(11):14–17.
[2]王然.基于新型测温技术的电站锅炉燃烧优化[J].锅炉技术,2020,51(01):48–52.
[3]任世鹏,安元,娄春,梅晟东,刘凯,陈新建.融合深度学习算法的炉内燃烧温度场分布在线重建[J].化工进展,2025,44(04):1923–1933.
[4]王琦,刘祥,张静,荆蕊蕊.基于 PSO-IWOA 改进算法的 CFB 锅炉燃烧系统建模[J].热能动力工程,2024,39(05):134–142.
[5]董益斌,熊敬超,王敬宇,汪守康,王亚飞,黄群星.融合激光雷达料位测算的锅炉燃烧优化模型预测控制[J].化工学报,2024,75(03):924–935.
[6]姚顺春,李龙千,卢志民,李峥辉.机器学习驱动锅炉燃烧优化技术的现状与展望[J].洁净煤技术,2024,30(02):228–243.
[7]孙立刚,高绪栋,安春国,苗井泉,贺帅,王宁玲.考虑可比工况的动态自学习锅炉燃烧控制优化[J].华北电力大学学报(自然科学版),1–8.
[8]Zhenmin LUO;Z Luo Multistep prediction of CO in the extraction zone based on a fully connected long short-term memory network Journal of Tsinghua University(Science and Technology)2024 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2024.22.011.
[9]唐振浩,隋梦璇,曹生现.基于组合时域特征提取和 Stacking 集成学习的燃煤锅炉 NO_x 排放浓度预测[J].中国电机工程学报,2024,44(16):6551–6565.
[10]Qiao,Junfeng;J Qiao Thermodynamic Multi-Objective Optimization:A Deep Learning and Evolutionary Algorithm Approach International Journal of Heat&Technology 2024 10.18280/ijht.420431.