doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20259046

基于工业数据深度挖掘的高炉煤气利用率动态预测

方 磊[1]，刘永辉[1]，唐 珏[2,3,4]，储满生[2,3,4]

（1. 南京钢铁集团有限公司，江苏 南京 211800；2. 东北大学 教育部低碳钢铁前沿技术工程研究中心，辽宁 沈阳 110819；3. 东北大学 冶金学院，辽宁 沈阳 110819；4. 东北大学 辽宁省低碳钢铁前沿技术工程研究中心，辽宁 沈阳 110819）

摘 要：针对高炉煤气利用率多变量强耦合、长滞后及动态波动的特点，提出了一种基于多时间尺度融合的TPE-TCN-SAM动态预测模型．首先通过多策略清洗与插值修复原始数据中的噪声、缺失及时间错位问题，并结合滞后相关分析对齐变量；然后采用改进型随机森林（IRF）算法筛选出13个关键影响变量．在模型构建中，采用TPE（tree-structured Parzen estimator）优化TCN（temporal convolutional networks）超参数，SAM（self-adaptive modulation）根据工况调节输入权重，以提升长周期滞后建模与非平稳特征挖掘能力．高炉实测结果表明，模型的MAE，RMSE，MAPE分别达到0.403%，0.504%，0.894%，其精度与鲁棒性优于对比模型．该模型已集成至某钢铁企业智能系统，具备提前1 h预警能力，为煤气调控与能源管理提供支撑．

关 键 词：高炉煤气利用率；动态预测；TCN；自适应调节；数据治理

中图分类号：TF 54；TP 311 **文献标志码**：A **文章编号**：1005-3026(2026)06-0032-12

Dynamic Prediction of Gas Utilization in Blast Furnace Based on Deep Mining of Industrial Data

FANG Lei[1], *LIU Yong-hui*[1], *TANG Jue*[2,3,4], *CHU Man-sheng*[2,3,4]

(1. Nanjing Steel Group Co., Ltd., Nanjing 211800, China; 2. Engineering Research Center of Advanced Technology of Low Carbon Steel (Ministry of Education), Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. School of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 4. Liaoning Low-Carbon Steelmaking Technology Engineering Research Center, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: TANG Jue, E-mail: tangj@smm.neu.edu.cn)

Abstract: In view of the characteristics of multivariate strong coupling, long lag, and dynamic fluctuation of gas utilization in blast furnace, a TPE-TCN-SAM dynamic prediction model based on multi-time scale fusion was proposed. First, noise, missing values, and temporal misalignment in the raw data were repaired through multi-strategy cleaning and interpolation, and variables were aligned by combining lag correlation analysis. Then, 13 key influencing variables were selected using an improved random forest (IRF) algorithm. In model construction, a tree-structured Parzen estimator (TPE) was used to optimize hyperparameters of temporal convolutional networks (TCN), and input weights were adjusted by self-adaptive modulation (SAM) according to working conditions to improve the capability of long-period lag modeling and non-stationary feature mining. The measured results of the blast furnace indicate that MAE, RMSE, and MAPE of the model reach 0.403%, 0.504%, and 0.894%, respectively, and its accuracy and robustness are superior to those of comparison models. The model was integrated into the steel enterprise's intelligent system, with a one-hour early warning capability, providing support for gas regulation and energy management.

收稿日期：2025-10-20

基金项目：国家自然科学基金资助项目（52404343，52274326）；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目（N2425031，N25BJD007）；中国博士后科学基金资助项目（2024M760370）；辽宁省科技计划重点研发项目（2023JH2/101800058）．

作者简介：方 磊（1982—），男，江西景德镇人，南京钢铁集团有限公司正高级工程师，博士．

通信作者：唐 珏，E-mail：tangj@smm.neu.edu.cn.

Key words: gas utilization in blast furnace; dynamic prediction; TCN (temporal convolutional networks); self-adaptive modulation; data governance

在“双碳”战略与高质量发展要求下,钢铁工业作为高能耗、高排放行业,正加快推进智能化转型[1].高炉炼铁过程作为钢铁生产流程中的核心环节,其能源效率直接关系到成本控制与碳排放水平[2].煤气利用率是衡量高炉热效率的关键指标,受到炉料结构、燃料比例、风口供热等多因素影响,具有强耦合、高滞后与非线性波动等特点[3-5].传统基于经验或简单模型的方式难以实现对其精准预测与提前感知.为此,构建能够融合时序特征、适应动态工况变化并具备预测能力的智能建模方法,已成为高炉能效优化与低碳运行的关键路径[6-7].

近年来,随着人工智能与机器学习技术的不断发展,基于历史数据的预测建模方法在流程工业中展现出广阔的应用前景[8-10].尤其是在高炉炼铁领域,通过深度学习模型挖掘多源冶炼数据中的时序关联与潜在规律,已成为实现过程感知、决策支持与智能调控的重要手段[11-13].在煤气利用率预测方面,提出了多种数据驱动方法,文献[14-15]采用经验模态分解的方法对输出变量参数进行解耦,然后再使用不同的建模方法进行建模,获得了具有较高精度的预测模型.靳亚涛等[16]利用符合特征筛选策略,采用模态分解方法,结合智能优化算法,所构建的预测模型准确率达到87.55%.郭云鹏等[17]从冶炼强度与煤气利用率之间关系开展分析,然后采用模糊聚类方法对冶炼强度进行分级,再利用支持向量机对煤气利用率进行预测,验证了预测方法的适配性.安剑奇等[18]提出了一种数据驱动的多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制方法,通过构建布料和送风操作的多尺度预测模型,实现了煤气利用率的精准控制和能效优化.党晓晶等[19]提出了一种基于灰狼算法优化支持向量回归的高炉煤气利用率预测方法,通过融合炉喉测温数据与工艺参数,有效提升了预测精度.

尽管已有大量研究探索了基于神经网络的高炉参数建模方法,但多数工作主要聚焦于当前状态的拟合重构,即通过当前或历史数据预测当前时刻的煤气利用率.这类“同步性预测”在理论建模上相对简便,但在实际生产调控中存在显著局限,无法满足操作人员对未来趋势提前感知与预留调控窗口的实际需求.基于此,本文从工程实践出发,聚焦于对下一时刻煤气利用率的精准预测,构建了融合贝叶斯优化思想的TPE算法、具有强感受野的TCN结构,以及具备动态工况感知能力的SAM模块的预测模型TPE-TCN-SAM,以提升模型在滞后建模、复杂关联挖掘及动态调控中的适应性与预测精度.

1　数据治理

本研究所使用的数据来源于中国某钢铁企业的高炉,该高炉配备有完善的自动化检测系统和生产执行系统,能够实时采集包括高炉工艺参数、炉料结构、煤气流量、出铁信息等数十项关键数据.这些数据以分钟级甚至秒级的频率进行记录.尽管数据维度丰富、覆盖面广,但由于高炉生产现场环境复杂、数据来源系统多样,原始数据中存在不同程度的噪声、缺失、时间错位等问题.因此,在开展煤气利用率预测模型构建之前,必须对原始数据进行系统性治理,以提升数据的准确性、一致性和可用性.

1.1　数据整合

为保证不同采样频率数据在同一时间尺度上的一致性,本研究对原始的分钟级与秒级数据进行了统一的小时级整合处理.将同一小时窗口内的所有高频采样点按照时间顺序划分至对应的整点时间段,并采用算术平均值作为整合准则.旨在最大程度保留变量的整体变化趋势与水平特征,同时避免极值波动对建模造成不必要的扰动.整合完成后,所有过程数据均被转换为统一的小时级时间序列,为后续特征构建、模型训练与验证提供一致的数据基础.

1.2　数据清洗

为了保障预测模型的输入数据质量,本研究针对高炉实时采集数据中的异常值、缺失值和传感器误差问题,开展了系统性的数据清洗与校正工作.考虑到高炉连续生产的时序特性与本研究“下一时刻煤气利用率”预测任务的需求,所有处理均在保留时间戳完整性的前提下进行,以确保时间序列的连续性与可用性.任何异常值或缺失值都不能直接剔除,以防破坏模型输入的时间结构与滞后特征构造;所有修复操作均在保留时间戳的前提下进行,确保数据连续可读.

1.2.1 缺失值处理

高炉数据采集过程中可能因网络波动、传感器短时失效或数据缓存延迟等因素造成少量数据缺失.由于现场管理规范、维护保养及时,所采集的高炉数据整体缺失比例较低,且缺失点主要集中在少数连续时间段短、波动较小的变量上.鉴于本研究关注连续预测场景下的输入数据完整性,在处理缺失值时,统一采用插值修复策略,避免出现时间序列断点.

具体插值方法如下:

1)线性插值(linear interpolation).对于多数采集频率高、波动平缓的工艺变量(如煤气温度、风温、料位等),采用相邻数据点线性插值修复,在保证连续性的同时有效还原趋势,如图1所示.

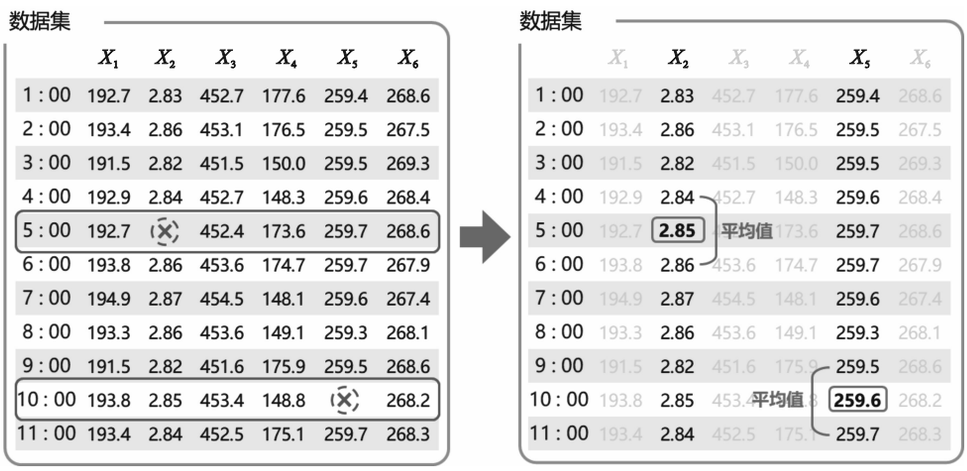


图1 线性插值

Fig. 1 Linear interpolation

2)指数加权移动平均(exponentially weighted moving average,EWMA)插值.对于具有明显惯性和滞后特性的过程变量(如热风压力、喷煤量等),直接使用线性插值往往会导致局部波动被放大,从而偏离变量的真实演化趋势.为此,本研究引入指数加权移动平均(EWMA)方法进行插值.该方法能够在保持历史信息影响的同时,更加强调近期数据对插值结果的贡献,使得插值在响应短期变化的同时具备平滑性.平滑因子α的选择直接影响插值的“灵敏度”,当α较大时,插值结果更贴近最新观测值,适合于响应快速波动的变量;当α较小时,插值结果更平稳,适用于惯性更强的变量.结合实际生产数据的波动特征与过程响应速度,根据经验将α取值范围设定为0.3~0.5,以在趋势保持和噪声抑制之间取得平衡.

3)前向填充.对于部分变量,缺失点可能出现在较长时间段内保持相对稳定的平台期.在这种情况下,若采用插值方法,可能会人为引入不存在的波动或趋势,从而影响后续建模与分析.为避免这一问题,本研究对小范围孤立缺失点采用前向填充(forward fill)策略,即直接用上一时刻的有效观测值填补缺失点.该方法在保证数据连续性的同时,不会破坏变量在平台期内的平稳特征,能够有效降低插值误差在模型训练过程中的累积效应.

1.2.2 变量命名规范与缩写说明

为提升建模与图表表达的规范性,本文对高炉主要变量进行了标准化命名与英文缩写(表1).各指标在保留中文含义清晰的基础上,统一设定了英文缩写,以便于特征表示、图表注释和变量重要性排序等.

1.2.3 异常值处理

受设备老化、传感器漂移、环境扰动等多种因素影响,高炉过程的实时监测数据中常伴随突变值、极端值或不符合物理机理的异常值.若直接用于建模,易导致模型偏差与梯度震荡.考虑到本研究所使用的数据均为严格的时序记录,任意删除数据点将破坏时间序列的完整性与连续性.因此,在保持时间戳完整的前提下,本研究采用异常值识别与修复策略,对突变值与极端值进行合理调整,以最大限度地恢复其与实际工况相符的数值表现.

1)异常值检测.为保证不同量纲变量的可比性,首先采用Z-score标准化方法对原始数据进行归一化处理.随后,利用箱线图(Box plot)方法

识别异常值,如图2所示.

表1　高炉参数缩写对照表

Table 1　Abbreviations of blast furnace parameters

参数名称	缩写	参数名称	缩写	参数名称	缩写
小时焦批质量	HCBW	喷吹煤粉水分质量	PCM	理论煤比	TCoR
小时矿批质量	HOBW	喷吹煤粉灰分质量	PCA	理论燃料比	TFR
矿焦比	OCR	矿总水分质量	TOM	热风温度	HBT
小时烧结矿质量	HSOW	矿总全铁质量	TFe_O	冷风流量	CBF
小时块矿质量	HLOW	矿总氧化亚铁质量	TFeO_O	送风风速	BAV
小时熔剂质量	HFW	焦总灰分质量	TCA	富氧量	OEQ
小时冶金焦质量	HMCW	焦总挥发分1质量	TCV1	富氧率	OER
冶金焦水分质量	MCM	焦总挥发分2质量	TCV2	热风压力	HBP
冶金焦灰分质量	MCA	焦总固定碳质量	TCFC	炉顶压力	TP
冶金焦挥发分1质量	MCV1	总水分质量	TM	全压差	TPD
冶金焦挥发分2质量	MCV2	总全铁质量	TFe	透气性指数	PI
冶金焦固定碳质量	MCFC	总氧化亚铁质量	TFeO	炉腹煤气发生量	BGG
冶金焦转鼓2:DI(150/25)	DI25	总二氧化硅质量	$TSiO_2$	鼓风动能	BKE
冶金焦转鼓3:DI(150/50)	DI50	总灰分质量	TA	理论燃烧温度	TCT
冶金焦反应性	MCRI	总固定碳质量	TFC	炉顶温度	TT
冶金焦粒度50~25 mm	MCS50_25	理论铁质量	TIY	煤气利用率	GU
冶金焦粒度75~50 mm	MCS75_50	理论焦比	TCR		

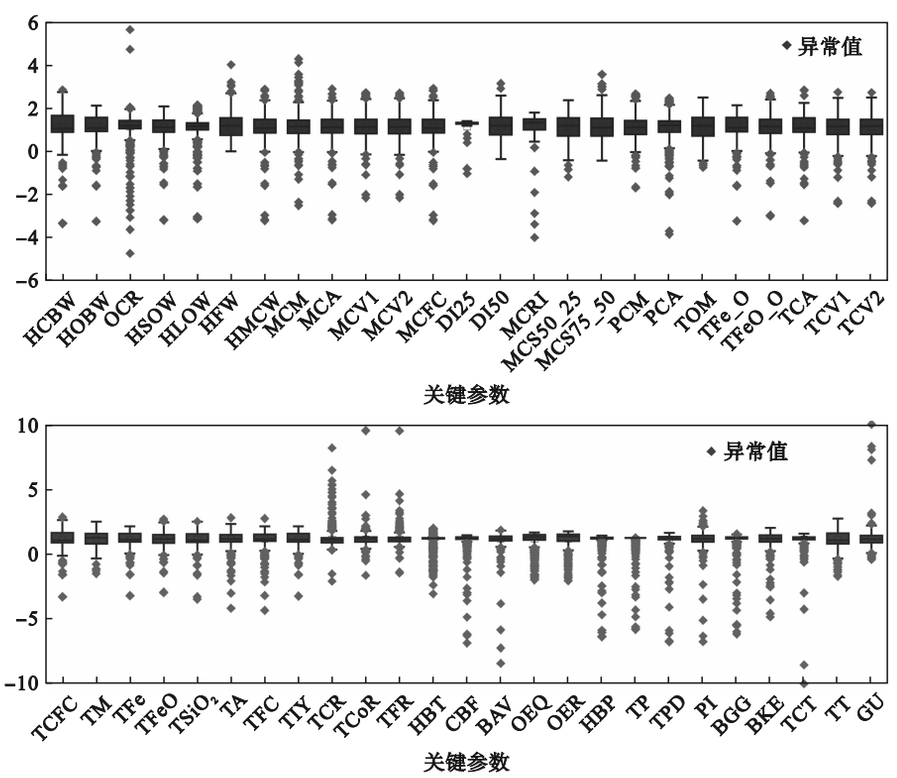


图2　高炉生产关键参数异常值箱线图分析

Fig. 2　Box plot analysis of outliers in key parameters of blast furnace production

对部分关键变量(如风温、煤气温度、炉顶压力等),进一步结合工艺经验边界进行物理意义验证.操作参数需依据高炉操作方案进行异常识别,其数据范围反映不同生产需求下的控制水平.表2列出了某时期部分操作参数的控制范围与标准差,可作为异常识别参考,超出控制区间

或在平台期内剧烈波动的操作变量将被标记为　　异常.

表2　高炉部分操作参数控制范围及标准差情况

Table 2　Control ranges and standard deviations of partial operating parameters of blast furnace

序号	参数	参数控制范围	标准差
1	热风温度/℃	1 080~1 200	14. 2
2	冷风流量/(m^3·min^{-1})	5 800~7 200	175
3	送风风速/(m·s^{-1})	230~270	7. 4
4	富氧量/(m^3·h^{-1})	13 350~33 900	4 586
5	热风压力/kPa	370~460	11. 1
6	炉顶压力/kPa	200~260	7. 7
7	炉顶温度/℃	100~220	26. 0
8	全压差/kPa	165~200	5. 9
9	透气性指数	6~20	0. 12

2) 异常值修复.针对孤立异常点,采用前后相邻有效值进行线性插值,以保持整体趋势.对于短时连续异常(如3~5个点),则使用前后5~10个窗口的均值进行平滑处理,以抑制突变影响.

1.3　数据滞后性分析

高炉生产具有显著滞后性,当前操作参数的实际影响需数小时后才能在出铁指标和煤气利用率中体现.从炉料入炉至铁水出炉通常耗时6~7 h,若直接将实时数据与煤气利用率对应,将导致时序偏差,掩盖真实因果关系.因此,在构建预测模型时,需对数据严格进行时间对齐,确保输入特征与目标输出间具有因果对应关系.

本研究通过滞后相关分析(lag correlation)方法(图3),评估各变量在不同延迟时间下与煤气利用率的相关性,具体步骤如下:

计算各变量在0~6 h滞后区间内与煤气利用率的最大信息系数(MIC),绘制滞后相关曲线并分析趋势.选取相关系数最大的时滞作为对齐依据,确定最优延迟步长,将变量向后平移以实现逻辑对齐,作为最终特征输入.

当滞后时间为1 h时,冷空气流量对煤气利用率的影响显著高于其他时刻,表明其最优滞后时长为1 h.部分参数与煤气利用率的时滞分析结果如图4所示.

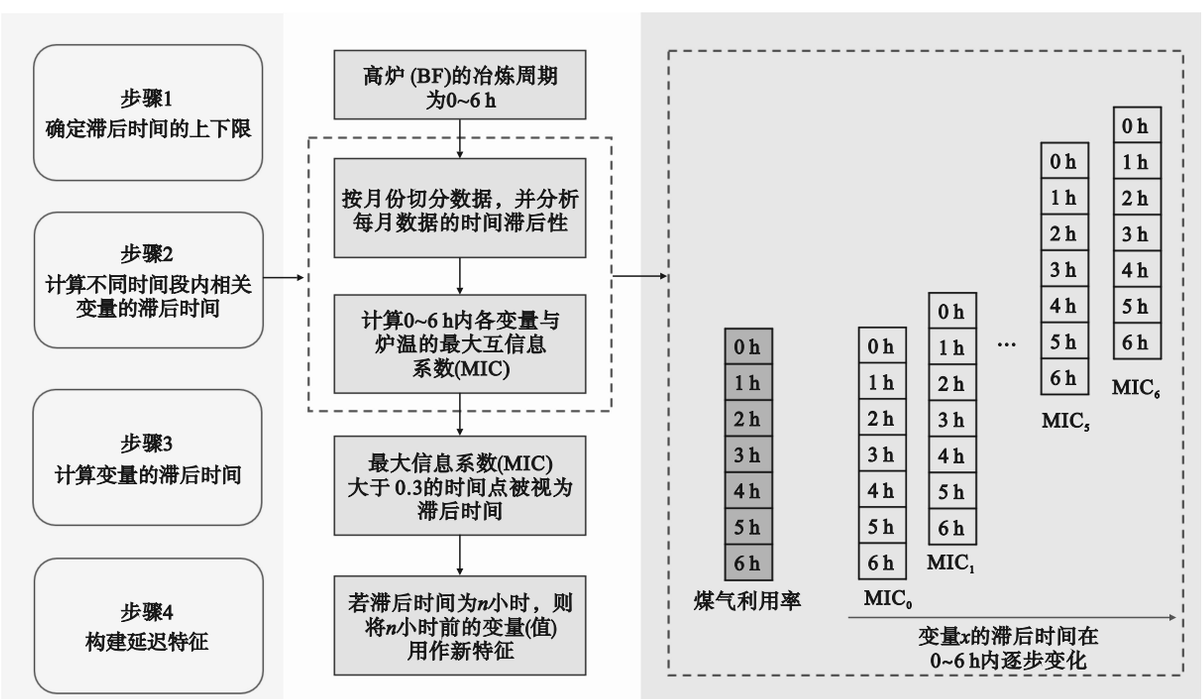


图3　煤气利用率时滞分析流程

Fig. 3　Time lag analysis process of gas utilization

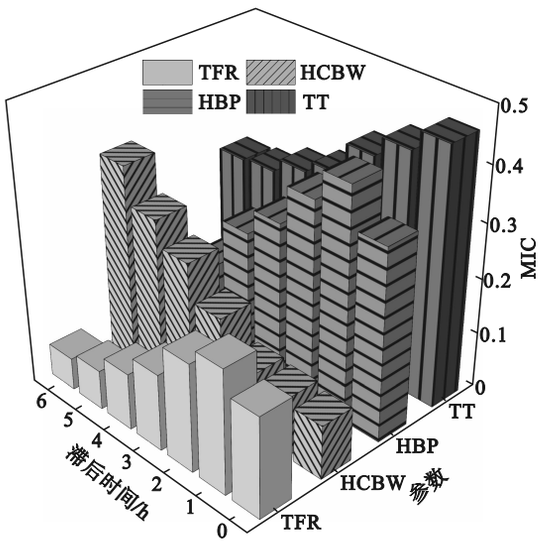


图4　部分参数对煤气利用率影响的时滞分析

Fig. 4　Time lag analysis of impact of partial parameters on gas utilization

1.4　输入特征筛选

在高炉煤气利用率预测中,原始输入变量涵盖炉料、热风、操作控制及炉体状态等多个维度,数量庞大且存在较强相关性与冗余.为提升模型性能并降低过拟合风险,需在建模前对特征进行筛选,保留对目标变量影响显著的关键特征.

本研究采用改进型随机森林(improved random forest,IRF)算法评估特征重要性并筛选输入变量[20-22].该方法在传统随机森林(RF)算法基础上,引入稳定性分析与冗余惩罚机制,提升了重要性评估的可靠性和判别力.

1.4.1　基本原理

传统随机森林算法通过构建多个决策树并以平均信息增益衡量变量重要性,但易受采样噪声影响,且在存在多重共线性时往往高估冗余变量的作用.本研究采用的IRF算法引入两项机制:

稳定性增强机制:在多轮随机抽样(Bootstrap)上独立训练森林模型,并计算每轮变量的重要性分布,以降低样本噪声对特征排序的干扰.

冗余惩罚机制:结合变量间相关系数矩阵,对高度共线性的特征组进行权重压缩,避免冗余变量重复计分,从而提升核心变量的识别能力.

IRF综合多轮计算得到的平均重要性得分,作为每个特征的最终评估指标,并用于后续的排序与筛选.

1.4.2　筛选流程

1) 数据集划分:处理后的数据按80%∶20%的比例划分为训练集和验证集,训练集用于构建随机森林模型并评估变量重要性,验证集用于稳定性检验;

2) 变量初始化:将所有经异常值修复、插值补全及时滞对齐后的变量统一纳入候选特征集;

3) 训练随机森林模型:在训练集中采用多轮随机抽样(Bootstrap)方式独立训练随机森林模型,并在每一轮中计算各变量的重要性得分;

4) 设定筛选阈值:依据变量得分的累计贡献率或设定的最小阈值,逐步剔除对目标影响较小的特征,确保保留下来的变量能够覆盖主要解释信息;

5) 结果评估与校正:结合业务理解与变量工程意义,对筛选结果进行人工复核,保留部分具有潜在物理意义的边缘特征.

1.4.3　筛选结果

所得结果如图5所示.特征筛选后变量维度显著降低,保留了理论燃料比、喷煤量、风温、炉顶压力与温度等对煤气利用率影响显著的关键特征(详见表3),为模型的高效训练与泛化提供了基础.

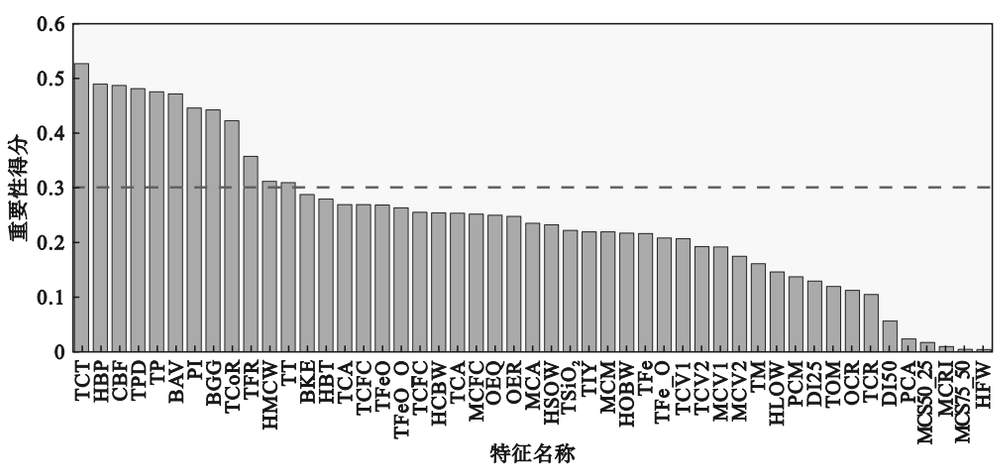


图5　特征重要性排序

Fig. 5　Features importance ranking

根据图5的结果,选取重要性评分高于0.3的特征,共得到12项.考虑到高炉生产过程具有强连续性,以及煤气利用率这一关键指标存在明显的时间相关性,进一步引入其前一时刻的滞后项作为附加输入变量.最终,形成13个特征的输入变量集,为后续建模提供了兼顾静态特征与动态关联的信息支撑(详见表3).

表3 预测模型输入特征

Table 3 Input features of prediction model

序号	特征名称	序号	特征名称
1	TCT	8	BGG
2	HBP	9	TCoR
3	CBF	10	TFR
4	TPD	11	HMCW
5	TP	12	TT
6	BAV	13	GU(t)
7	PI		

2 模型构建

针对高炉煤气利用率预测中变量维度高、时序性强、滞后特征显著及工况动态变化频繁等特点,本文构建了具备自动结构优化能力的TPE-TCN-SAM预测模型.该模型以TPE算法驱动结构参数寻优,以时序卷积网络(TCN)提取长短期依赖特征,并引入自适应调节模块(SAM)增强对工况波动的响应能力,从而提升预测准确性与实用性,整体流程如图6所示.

2.1 模型架构

2.1.1 基于TPE的超参数优化

在建模初期,需确定卷积核宽度、网络深度、扩张率序列等关键超参数,这些参数直接影响模型感受野、时序感知能力及预测精度.鉴于高炉变量关系复杂且预测性能对结构敏感,本文引入TPE算法进行超参数优化[23-24].TPE算法通过构建目标函数的概率分布模型,区分优劣参数空间,并基于期望改进策略高效采样.相比传统网格搜索或贝叶斯优化,TPE算法更适用于TCN等结构复杂、参数类型混合的调优任务,能在合理计算成本下提升模型适配性与预测性能.

TPE算法通过构建超参数与目标函数之间的概率模型,区别于传统基于高斯过程的贝叶斯优化方式.TPE算法将采样的超参数根据目标函数(如验证集MAE)分为"优良组"和"普通组",并分别对其参数空间估计概率密度函数$l(x)$与$g(x)$.随后,依据最大化期望改进(expected improvement,EI)的策略,从$l(x)/g(x)$比值最大的区域中采样新的候选超参数,从而在概率意义上更倾向于探索优良参数区域,提高搜索效率.

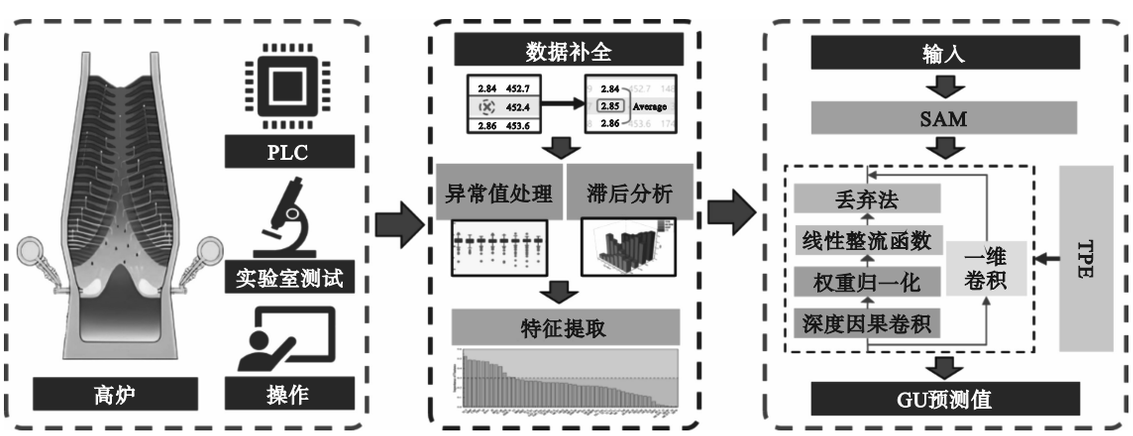


图6 模型整体框架图

Fig. 6 Overall framework diagram of model

TPE算法在每次迭代中利用当前已评估的超参数与损失值动态更新概率分布,并生成新的候选超参数,在不显著增加计算负担的情况下引导搜索过程快速收敛.与网格搜索或随机搜索相比,TPE算法能够自动识别对性能最敏感的超参数区域,有效减少无效搜索空间,提高调参效率.

2.1.2 时序卷积网络

在模型主干结构设计中,选用TCN作为时序特征建模核心[25-26].针对高炉生产的时序性和长滞后特性,TCN首先采用因果卷积结构,强制t时刻的输出仅依赖于当前及历史输入,从机制上避免数据泄露,符合工业现场实时预测的时序约束.在此基础上,引入膨胀卷积技术,通过设置指数级增长的膨胀率,在不增加计算成本的前提下显著扩大有效感受野,从而精准挖掘炉料与操作参数对煤气利用率的深层滞后影响路径.

为提升深层网络的特征提取能力与训练稳定性,TCN 构建了包含残差连接的多层嵌套结构.该机制允许原始输入信息跨层直接传递并与卷积特征叠加,既加速了梯度反向传播以解决网络退化问题,又能同时保留底层信号细节与高层抽象趋势.通过上述机制的协同,TCN 在保持高训练效率的同时,有效克服了传统递归模型难以并行计算的缺陷,实现了对复杂时序数据的高效建模.

2.1.3　自适应调节

为增强模型对复杂工况的动态适应能力,本研究在 TCN 主干网络上集成了 SAM.高炉运行中存在频繁的风量调整、燃料变化和炉料结构波动,使得输入变量对煤气利用率的影响具有明显的时变性和不确定性.若仍采用固定权重的特征建模方式,模型难以及时响应炉况变化,从而造成预测偏差累积.SAM 通过双路径特征调制机制来解决这个问题:一路对输入序列进行全局时间域聚合,提取炉况变化趋势信息,并通过全连接变换生成全局调制向量,用于刻画变量在不同阶段对煤气利用率贡献的重要性演化;另一路利用轻量化卷积提取局部短期相关特征,对突发扰动和当前操作策略变化保持敏感性,并形成局部调制向量.随后,两路特征融合后生成时变调制权重.经两路特征融合后,SAM 会对 TCN 提取的特征通道进行动态加权,增强关键特征对煤气利用率预测的贡献,抑制噪声和弱相关信息干扰,从而提高模型对复杂工况变化的自适应能力.

2.2　模型与煤气利用率任务的结合优势

本研究构建的模型基于 TCN 捕捉变量对煤气利用率的滞后影响,并引入自适应调节模块以动态适应生产节奏变化.采用 TPE 算法高效优化网络层数、卷积核宽度等关键超参数,使模型在复杂工况下具备更强的泛化能力与稳定性,为高炉煤气精细化调控提供了高精度、低延迟的智能预测支撑.

3　性能评估

为评估所提出的 TPE-TCN-SAM 模型在高炉煤气利用率预测任务中的实际效果,本研究设计了多组对比实验,涵盖预测精度、收敛效率和工况适应性等多个方面.所使用的数据来源于某钢铁企业高炉的生产实测数据,经过清洗、滞后对齐和特征筛选后,最终形成小时级别的数据集.该数据涵盖多个工况周期,具有明显的周期性和扰动特征,适合开展典型的高炉时序建模实验.

3.1　实验设置

为保证评估的公正性与可复现性,数据按照时间顺序划分为训练集(80%)、验证集(10%)与测试集(10%),划分过程中严格避免数据泄漏与分布偏移,如图 7 所示.模型评估指标采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE),以综合反映预测精度、误差波动性及相对误差水平.在本研究的数据集中,高炉煤气利用率在分析期内表现出一定的波动性.为便于衡量模型误差相对于数据自身波动幅度的大小,对目标变量进行了统计分析,所使用的数据中 GUR 的标准差为 0.895%.

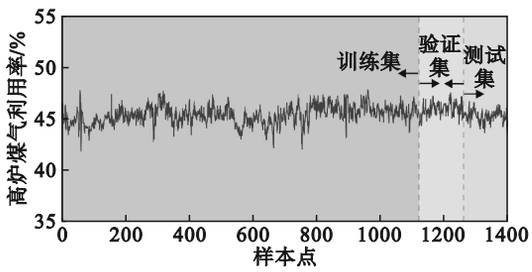


图 7　煤气利用率时间序列数据分割

Fig. 7　Time series data segmentation of gas utilization

选用 MAE,RMSE 以及 MAPE 作为预测性能评估指标,分别从误差幅度、波动程度和相对精度 3 个维度衡量各模型的预测能力,公式如下:

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\widehat{y_i}\right|, \tag{1}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\widehat{y_i}-y_i)^2}, \tag{2}$$

$$\mathrm{MAPE}=\frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i-\widehat{y_i}}{y_i}\right|. \tag{3}$$

式中:$\widehat{y_i}$为预测值;y_i为真实值;n为样本总数.

在对比实验中,为确保结构公平性与算法对比的有效性,设置了 3 类对比模型:

1) TPE-TCN:从原模型中移除自适应调节模块(SAM),仅保留 TPE 算法优化与 TCN 主干.

2) TPE-GRU-SAM:采用 GRU 替代 TCN 作为主干建模结构,并使用 TPE 算法进行超参数优化;

3) WOA-TCN-SAM:以鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm,WOA)替代 TPE 算法对 TCN 结构进行优化.

上述所有模型均保留 SAM 以统一动态调制机制,确保模型能力差异主要来源于主干结构与优化策略.

为了确保各模型在公平的设置下进行性能比较,本文对所有对比模型均进行了系统性的超参数寻优.针对主结构为TCN的模型(TPE-TCN,TPE-TCN-SAM,WOA-TCN-SAM),优化的超参数包括卷积核大小、各层通道数、Dropout比例及学习率等.超参数优化结果如表4所示.最终模型参数通过在验证集上的最优表现确定,测试结果基于该组参数进行评估与对比.

表4 各预测模型的超参数优化结果

Table 4 Hyperparameter optimization results of each prediction model

模型名称	优化方法	超参数名称	最优值
TPE-TCN-SAM	TPE	卷积核大小	2
		通道数(ch1-ch2-ch3)	107-40-48
		Dropout比例	0.419 8
		学习率	0.000 161 9
TPE-TCN	TPE	卷积核大小	3
		通道数(ch1-ch2-ch3)	68-57-32
		Dropout比例	0.263 0
		学习率	0.001 529 0
TPE-GRU-SAM	TPE	层数	2
		隐含层单元数	52
		Dropout比例	0.313 6
		学习率	0.003 452 0
WOA-TCN-SAM	WOA	卷积核大小	2
		通道数(ch1-ch2-ch3)	96-43-55
		Dropout比例	0.235 0
		学习率	0.000 161 9

3.2 性能分析

为全面评估TPE-TCN-SAM模型在高炉煤气利用率预测任务中的表现,本研究选取了TPE-TCN,WOA-TCN-SAM和TPE-GRU-SAM作为对比模型.通过MAE,RMSE和MAPE 3个关键指标的系统对比,如表5所示,可以客观反映各模型在预测精度和稳定性方面的差异.

表5 各模型性能对比

Table 5 Performance comparison of different models

模型	MAE/%	RMSE/%	MAPE/%
TPE-TCN-SAM	0.403	0.504	0.894
TPE-TCN	0.489	0.598	1.088
WOA-TCN-SAM	0.453	0.550	1.005
TPE-GRU-SAM	0.466	0.577	1.036

从表5中数据可以看出,TPE-TCN-SAM在各项评价指标上均展现出优势,其MAE,RMSE和MAPE分别低至0.403%,0.504%和0.894%.这种性能优势源于模型架构的深度优化,移除SAM模块后,其MAE从0.403%上升至0.489%,劣化幅度达21.3%;RMSE从0.504%上升至0.598%.这一明显差异证明了SAM模块通过动态增强关键变量权重,有效抑制了非平稳工况下的噪声干扰.在优化策略方面,TPE-TCN-SAM的MAE比WOA-TCN-SAM(0.453%)降低了约11.0%,表明TPE算法在超参数寻优上比传统群体智能算法更具效率和针对性.最后,在主干网络方面,TCN结构的RMSE(0.504%)明显优于基于递归结构的TPE-GRU-SAM(0.577%).这验证了TCN的扩张卷积结构在克服梯度震荡、捕捉高炉长滞后时序特征方面,较GRU具有更强的适用性与稳定性.

图8给出了4种模型在验证集上的预测结果与实际高炉煤气利用率的对比.整体上,各模型均能反映利用率的变化趋势,但预测精度存在明显差别.相比其余模型,TPE-TCN-SAM的预测曲线与真实曲线贴合度最高,不仅能够较好跟踪整体变化,在峰值和谷值位置的识别上也更为准确.特别是在样本点60~78的强波动区间内,真实值呈现连续多峰交替特征,TPE-TCN-SAM仍能保持较高一致性,较准确地反映短周期波动过程.相比之下,TPE-GRU-SAM在快速上升阶段存在一定滞后,WOA-TCN-SAM在下降阶段出现低估,TPE-TCN则存在局部振荡较强、细节反映不足的问题,说明TPE-TCN-SAM在动态工况下具有更优的响应能力和预测稳定性.

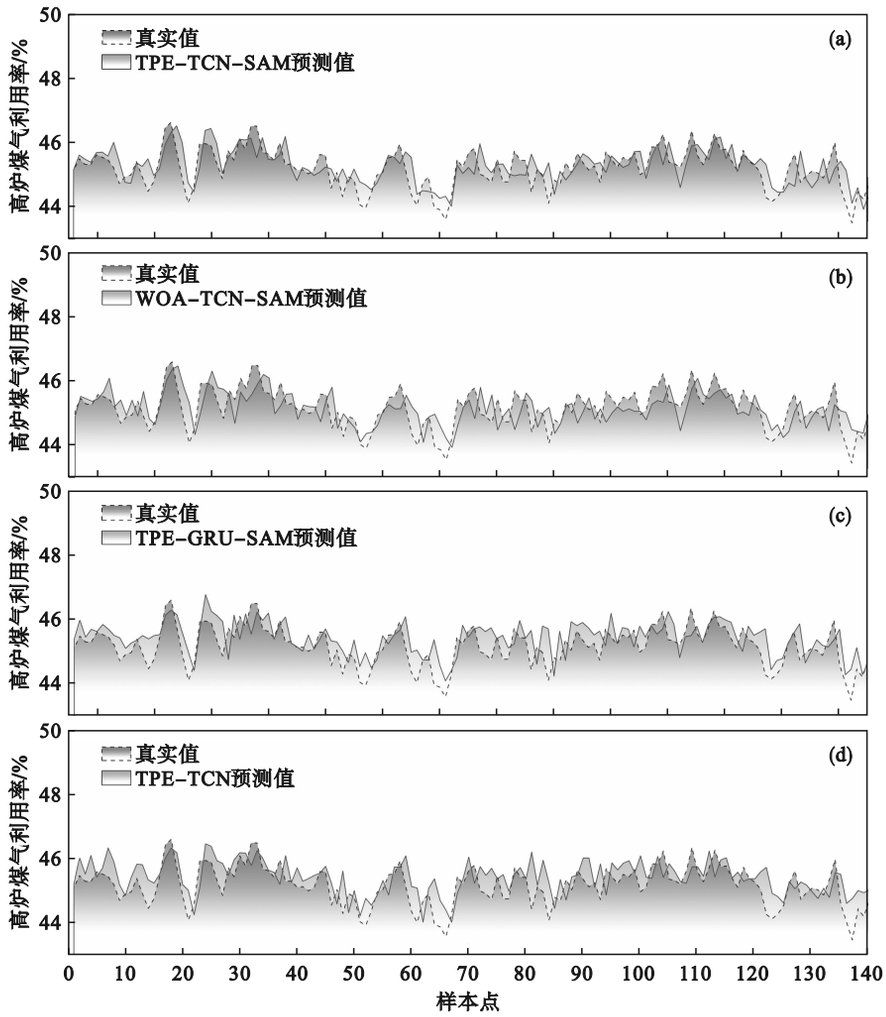


图8　不同模型预测值与真实值对比

Fig. 8　Comparison between predicted values and actual values of different models

(a)—TPE-TCN-SAM; (b)—WOA-TCN-SAM; (c)—TPE-GRU-SAM; (d)—TPE-TCN.

为进一步揭示各模型预测误差的差异,本文统计了不同误差区间内的样本数量,并绘制了误差分布曲线(如图9所示).从图中可以看出,各模型在低误差区间和高误差区间的分布存在明显差异.

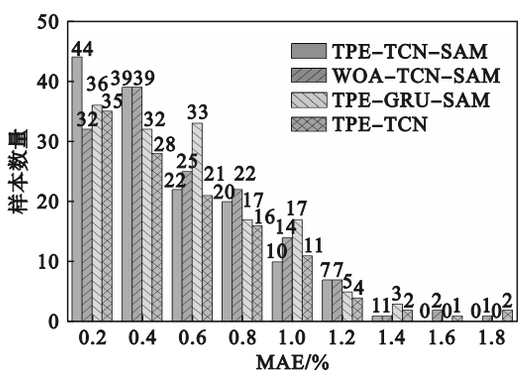


图9　不同模型误差分布

Fig. 9　Error distribution of different models

TPE-TCN-SAM在低误差区间表现出优势.在误差最小的0.2%区间内,TPE-TCN-SAM的样本数量达到44个,高于消融模型TPE-TCN(35个),以及对比模型WOA-TCN-SAM(32个)和TPE-GRU-SAM(36个).这一对比直观地证明了自适应权重调节模块(SAM)的有效性:相较于未引入该模块的TPE-TCN,完整模型在极低误差区的样本数提升了约25%,表明SAM通过动态调整输入权重,有效提升了模型对关键特征的捕捉精度,使预测结果更接近真实值.

进一步分析累积分布可见,在工业应用最关注的0~0.4%高精度范围内,TPE-TCN-SAM的累积样本数高达83个,明显优于TPE-TCN的63个.这说明若移除SAM模块,部分样本的预测误差会增大.而在高误差区间,TPE-TCN-SAM与TPE-TCN的样本数均降为0,优于仍存有离群点的WOA-TCN-SAM(MAE为1.6%处1个)和TPE-GRU-SAM(MAE为1.8%处1个),体现了TCN主干结构在抑制极端误差方面的鲁棒性.

综上,TPE-TCN-SAM模型在误差集中度与极端误差控制上均优于对比模型,体现了其在复杂工业预测任务中的出色性能,满足工业系统应用需求.

3.3 系统应用

基于TPE-TCN-SAM模型的高炉煤气利用率预测模块已集成至某钢铁企业的高炉智能系统,系统煤气利用率界面如图10所示.

该模块通过对多源生产数据的实时采集与处理,利用模型对下一时刻煤气利用率进行精准预测,实现对高炉能源利用效率的提前感知与智能调控.能够动态展示预测值与实际值的对比曲线,其中预测结果每小时更新一次,并提前1 h给出预测结果,其中实线代表实际测量值,虚线代表基于TPE-TCN-SAM模型的预测结果.准确率为过去24 h内预测值与实际值相符的小时数占比,实际运行过程能够达到88%以上,整体预测曲线对工况变化具有良好的响应能力,能够准确捕捉趋势波动,表现出高度的预测精度与适应性.



图10 高炉智能系统煤气利用率界面

Fig. 10 Gas utilization interface of blast furnace's intelligent system

4 结 论

1) 本研究针对高炉生产过程中多源异构数据(包括秒级传感器数据、分钟级工艺参数和小时级化验数据)的特性,构建了一套完整的数据治理体系.通过创新的混合插值策略和基于工艺知识的异常值检测方法,为模型构建奠定了高质量数据基础.

2) 在测试集上的MAE,RMSE和MAPE分别达到0.403%,0.504%和0.894%,验证了其在煤气利用率预测任务中的适应性与优势.特别是在误差分布控制方面,TPE-TCN-SAM模型表现出更强的低误差集中性和异常点抑制能力.

3) TPE-TCN-SAM模型已成功部署于某钢铁企业高炉智能系统中,能够实现小时级煤气利用率的精准预测,并提前1 h输出预测结果,有效提升了企业对未来能效趋势的前瞻性感知能力,为企业的能源管理与高炉操作提供了重要支撑.

参考文献:

[1] Zhang L, Yuan Y X, Xi J X, et al. Synergistic enhancement for energy-saving, emission reduction and profit improvement in iron and steel manufacturing system: strategies for parameter regulation and technologies integration [J]. *Energy Conversion and Management*, 2024, 322: 119101.

[2] Kim J, Han S S, Kim J, et al. Vacuum pressure swing adsorption for efficient off-gas recycling: techno-economic and CO_2 abatement study [J]. *Energy*, 2023, 264: 126281.

[3] Nath N K. Simulation of gas flow in blast furnace for different burden distribution and cohesive zone shape [J]. *Materials and Manufacturing Processes*, 2002, 17(5): 671-681.

[4] 储满生,王国栋,唐珏,等.数字化高炉炼铁技术研发与应用研究进展[J].东北大学学报(自然科学版), 2025, 46(7): 113-130.
(Chu Man-sheng, Wang Guo-dong, Tang Jue, et al.

Research progress on development and application of digital blast furnace ironmaking technology [J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2025, 46(7): 113-130.)

[5] 李洋龙,程树森,陈川.高炉风口风量分配数学模型[J].东北大学学报(自然科学版),2016,37(3):357-362.
(Li Yang-long, Cheng Shu-sen, Chen Chuan. Mathematical model of adjusting blast volume of blast furnace tuyeres [J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2016, 37(3): 357-362.)

[6] Spirin N A, Rybolovlev V Y, Lavrov V V, et al. Scientific problems in creating intelligent control systems for technological processes in pyrometallurgy based on industry 4.0 concept [J]. *Metallurgist*, 2020, 64(5): 574-580.

[7] Ma L, Li Y N, Zhang T L, et al. Trustworthy battery state of charge estimation enabled by multi-task deep learning [J]. *Energy*, 2025,326: 136264.

[8] Dettori S, Matino I, Colla V, et al. Neural network-based modeling methodologies for energy transformation equipment in integrated steelworks processes [J]. *Energy Procedia*, 2019, 158: 4061-4066.

[9] Santo G C M, Garcia C, Chaves C R. System identification with historical data: a multivariable approach applied to a 50 MW petrochemical furnace [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2022, 157: 107623.

[10] Shin S J, Woo J, Rachuri S. Energy efficiency of milling machining: component modeling and online optimization of cutting parameters [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 161: 12-29.

[11] Xu H W, Qin W, Sun Y N, et al. Attention mechanism-based deep learning for heat load prediction in blast furnace ironmaking process [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2024, 35(3): 1207-1220.

[12] Shi Q, Tang J, Chu M S. Key issues and progress of industrial big data-based intelligent blast furnace ironmaking technology [J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2023, 30(9): 1651-1666.

[13] Shi Q, Tang J, Chu M S. Process metallurgy and data-driven prediction and feedback of blast furnace heat indicators [J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2024, 31(6): 1228-1240.

[14] 石琳,刘文慧,曹富军,等.基于CEEMDAN-SVM-LSTM的高炉煤气利用率组合预测[J].中国测试,2023,49(1):86-91.
(Shi Lin, Liu Wen-hui, Cao Fu-jun, et al. Combined forecast of blast furnace gas utilization rate based on CEEMDAN-SVM-LSTM [J]. *China Measurement & Testing Technolgy*, 2023, 49(1): 86-91.)

[15] An J Q, Shen X L, Wu M, et al. A multi-time-scale fusion prediction model for the gas utilization rate in a blast furnace [J]. *Control Engineering Practice*, 2019, 92: 104120.

[16] 靳亚涛,张玉洁,刘小杰,等.基于EEMD-BAS-RBF的高炉煤气利用率预测[J].钢铁研究学报,2023,35(11):1330-1338.
(Jin Ya-tao, Zhang Yu-jie, Liu Xiao-jie, et al. Prediction for utilization rate of blast furnace gas based on EEMD-BAS-RBF [J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2023, 35(11): 1330-1338.)

[17] 郭云鹏,安剑奇,赵国宇.基于冶炼强度分类的高炉煤气利用率时间序列预测模型[J].冶金自动化,2024,48(2):60-73.
(Guo Yun-peng, An Jian-qi, Zhao Guo-yu. Time-series prediction model of gas utilization rate in a blast furnace considering smelting intensity classification [J]. *Metallurgical lndustry Automation*, 2024, 48(2): 60-73.)

[18] 安剑奇,赵国宇,何勇,等.数据驱动的多时间尺度高炉煤气利用率模型预测控制[J].控制理论与应用,2025,42(1):189-201.
(An Jian-qi, Zhao Guo-yu, He Yong, et al. Data-driven multi-time scale model predictive control for blast furnace gas utilization rate [J]. *Control Theory & Applications*, 2025, 42(1): 189-201.)

[19] 党晓晶,石琳,赵娜,等.基于参数优化SVR方法预测高炉煤气利用率[J].钢铁研究学报,2021,33(4):279-283.
(Dang Xiao-jing, Shi Lin, Zhao Na, et al. Prediction of utilization ratio of blast furnace gas based on parameter optimized by SVR method [J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2021, 33(4): 279-283.)

[20] Zhao Y F, Zhu W W, Wei P P, et al. Classification of Zambian grasslands using random forest feature importance selection during the optimal phenological period [J]. *Ecological Indicators*, 2022, 135: 108529.

[21] 李登辉,赵岩,雷洪,等.RH终点钢液碳质量分数的智能预测[J].东北大学学报(自然科学版),2025,46(10):51-58.
(Li Deng-hui, Zhao Yan, Lei Hong, et al. Intelligent prediction for endpoint mass fraction of carbon in molten steel of RH [J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2025, 46(10): 51-58.)

[22] 纪英俊,勇晓玥,刘英林,等.基于随机森林的热轧带钢质量分析与预测方法[J].东北大学学报(自然科学版),2019,40(1):11-15.
(Ji Ying-jun, Yong Xiao-yue, Liu Ying-lin, et al. Random forest based quality analysis and prediction method for hot-rolled strip [J]. *Journal of Northeastern University*(*Natural Science*), 2019, 40(1): 11-15.)

[23] Tao S T, Peng P, Li Y F, et al. Supervised contrastive representation learning with tree-structured parzen estimator Bayesian optimization for imbalanced tabular data [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 237: 121294.

[24] Islam R, Sultana A, Tuhin M D N. A comparative analysis of machine learning algorithms with tree-structured parzen estimator for liver disease prediction [J]. *Healthcare Analytics*, 2024, 6: 100358.

[25] Bi J, Zhang X, Yuan H T, et al. A hybrid prediction method for realistic network traffic with temporal convolutional network and LSTM [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022, 19(3): 1869-1879.

[26] Dudukcu H V, Taskiran M, Cam Taskiran Z G, et al. Temporal convolutional networks with RNN approach for chaotic time series prediction [J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 133: 109945.