基于 EEMD-EE-LSTM 的烧结矿质量多指标协同预测模型

谷佳琪[1,2,3]，鄢曙光[1,2,3]，冯 馨[1,2,3]

（1. 武汉科技大学 资源与环境工程学院，湖北 武汉 430081；2. 冶金矿产资源高效利用与造块湖北省重点实验室，湖北 武汉 430081；3. 湖北省工业安全工程技术研究中心，湖北 武汉 430081）

摘要：烧结矿转鼓强度及全铁含量是衡量烧结矿质量的重要指标，传统的预测方法常依赖于经验公式或基于单一特征的模型，难以有效应对烧结过程中的非线性和时变特性，导致预测精度有限。本文基于烧结矿的操作参数、混合配料等特性，采用信号处理及深度学习技术，构建 EEMD-EE-LSTM 双指标质量预测模型：引入集合经验模态分解（EEMD）和基于能量熵的高信息价值 IMF 选取，同时构建双输出头长短期记忆（LSTM）网络，并利用相关性及敏感性分析，通过共享特征提取与联合损失函数实现转鼓强度（TS）及全铁含量（TFe）协同预测。通过钢铁企业实际生产数据的验证表明，本文所提方法在转鼓强度预测中的准确率高达 92.6%，在全铁含量预测中的准确率高达 94.3%。本研究不仅为烧结过程多质量指标协同预测提供了理论支撑，更构建了“信号降噪－特征优化－多指标输出建模”的完整技术链路，为复杂冶金过程智能优化与质量控制提供了可推广的工程化方案。

关键词：烧结过程；转鼓强度；全铁含量；EEMD；预测模型

中图分类号：TF046.4 **文献标志码**：A **文章编号**：1000－8764（2026）03－0041－10

doi：10.13403/j.sjqt.2026.03.045

Multi-indicator collaborative prediction model for sinter quality based on EEMD-EE-LSTM

GU Jiaqi[1,2,3], YAN Shuguang[1,2,3], FENG Xin[1,2,3]

(1. School of Resources and Environmental Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China; 2. Hubei Province Key Laboratory for Efficient Utilization and Agglomeration of Metallurgic Mineral Resources, Wuhan 430081, Hubei, China; 3. Industrial Safety Engineering Technology Research Center of Hubei Province, Wuhan 430081, Hubei, China)

Abstract: The drum strength and total iron content of sinter are important indicators for evaluating sinter quality. Traditional prediction methods often rely on empirical formulas or single-feature-based models, making it difficult to effectively address nonlinearity and time-varying characteristics during sintering process, resulting in limited prediction accuracy. Based on the operating parameters and mixed ingredients of sinter, signal processing and deep learning technology are used to construct an EEMD-EE-LSTM dual-index quality prediction model: the ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and the high-information value IMF selection based on energy entropy are introduced, and a long-term short-term memory (LSTM) network with dual output heads is constructed, and the correlation and sensitivity analysis are used. The cooperative prediction of drum strength (TS) and total iron content (TFe) is realized by shared feature extraction and joint loss function. The verification of the actual production data of iron and steel enterprises shows that the accuracy of the proposed method in the prediction of drum strength is as high as 92.6%, and the accuracy rate in predicting the total iron

收稿日期：2025－10－14；**修回日期**：2025－12－05

基金项目：国家自然科学基金资助项目（52204282）

作者简介：谷佳琪（2001—），女，硕士研究生，从事烧结过程智能优化、冶金节能环保与机器视觉等方面的研究。

通信作者：鄢曙光（1968—），男，教授，从事烧结设备仿真及优化、计算流体力学、数字孪生技术等方面的研究。

content reaches as high as 94.3%. This research not only provides theoretical support for the collaborative prediction of multiple quality indicators during the sintering process, and establishes a complete technical framework that encompasses "signal denoising, and feature optimization, and multi-indicator output modeling", but also provides generalizable engineering solutions for the intelligent optimization and quality control of complex metallurgical processes.

Key words: sintering process; drum strength; total iron content; EEMD; predictive models

烧结矿是冶金工业中铁矿石冶炼的基础原料之一，其转鼓强度直接影响到冶炼过程的稳定性和效率，全铁含量则是衡量烧结矿质量的关键指标之一[1]。转鼓强度反映了烧结矿的抗破碎能力，全铁含量则影响铁矿物还原效率[2]。二者之间存在显著物理关联：转鼓强度依赖于烧结矿内部铁矿物结晶度与黏结相分布，全铁含量决定铁矿物占比，过高或过低均会影响黏结相形成[2]。全铁含量过高易导致赤铁矿晶粒粗大，过低会因黏结相不足降低烧结矿强度，这种内在关联为多指标协同预测提供了理论基础[3]。

在烧结过程中，烧结矿的转鼓强度及全铁含量受多种因素的影响，如烧结矿的原料矿石成分、矿石粒度、温度等[4-5]。传统的质量检测方式依赖于固定时间间隔的人工取样与实验分析，再根据检测结果调整配料及工艺参数，这种方式存在滞后性，难以实现实时控制[6-7]，严重制约了烧结过程的精细化控制。

近年来，烧结矿指标预测的研究取得了系列进展。机器学习方法如随机森林、Boosting 算法和长短期记忆网络(LSTM)等被广泛应用于烧结质量预测[8-9]。例如，刘文伟等[10]采用 4 种 Boosting 算法分别对烧结矿转鼓强度进行了预测，预测精度达 92.7%，ZHAO 等[11]利用 LSTM 自适应地学习历史数据中的时序特征，在 LSTM 的基础上引入注意力机制对时序特征进行加权融合，提高了全铁的预测准确率[12]。预测模型经历了从单一算法到混合算法的演进，例如通过融合机理知识与回声状态网络以提升 FeO 预测的鲁棒性，此外，预测范畴也从单一指标拓展至化学成分与物理性能的综合预警[13]。但 LSTM 的滤波行为缺乏频率适应性，模型参数一旦确定，其对不同频率分量的响应也随之固定，难以实现对高频噪声抑制与中低频有效信号增强的自适应平衡，导致模型错误的关注噪声而非真实信号，尤其当噪声与有效信号在时域上重叠时，该问题尤为突出[14-15]。例如，赵强等[16]、CHEN 等[17]的研究表明：传统 LSTM 直接输入原始数据时，预测的均方根误差较去噪后数据高 1.3 ~ 1.6 倍。另一方面，转鼓强度与全铁含量作为烧结矿的核心质量指标，二者存在紧密的物理关联[18]，但现有模型多针对单一指标独立预测或多指标单独预测，未能充分利用这种关联构建多指标预测框架，限制了模型对烧结矿整体质量的综合预测与调控能力[19]。

针对上述问题，本文采用集合经验模态分解算法将非平稳工艺信号分解为不同频率 IMF 分量，结合能量熵理论量化各 IMF 信息价值，筛选累计能量熵达到 85% 的高信息分量，有效滤除多尺度工艺噪声，提取数据中隐藏的深层次信息，再构建双输出头 LSTM 网络，基于 TS 与 TFe 的物理耦合机制设计协同损失函数，实现二者协同预测，提升模型对烧结矿整体质量的把控能力。

尽管研究取得一定进展，但烧结过程的复杂性仍使指标预测面临多重瓶颈。烧结工艺本身的复杂性，如关键热状态参数检测缺失、工况频繁波动给建模带来的固有困难，在多指标协同预测中，如何设计有效的动态权重调整机制、平衡不同任务的性能冲突、确保模型泛化能力，并满足工业应用的实时性要求，均是待解决的难题。

1 特征选取

1.1 数据采集

研究选取了某钢铁企业的实际烧结生产数据作为烧结矿转鼓强度及全铁预测的研究基础，研究数据采集时间段为 2024 年 10 月 12 日至 11 月 11 日，数据来源包含两种采样频率：烧结机的操作参数(如点火温度、风箱压力等)为每 1 h取样一次；而烧结矿的化学成分(如 S、MgO、CaO、Al_2O_3、TFe)等指标为每 4 h 取样一次。为解决采样频率时差导致的数据滞后问题，模型输出为每

小时烧结矿成品的转鼓强度(TS)与全铁(TFe)含量的预测值，从而实现对最终质量指标的提前预测。

1.2　相关性分析

本研究结合烧结矿的物理特性及 Pearson 相关系数选取模型输入特征参数[20]。结合烧结矿的物理性质，Al_2O_3 作为铁矿粉中的典型脉石成分，会通过影响烧结矿的液相生成量与流动性，间接改变烧结矿的孔隙结构与强度特性。而 MgO 可改善烧结矿液相的高温稳定性，同时能提升烧结矿的抗粉化能力[21]。Pearson 相关系数分析结果如图 1 所示，转鼓强度(TS)、全铁(TFe)这两个指标主要与点火温度(IT)、炉膛负压(FNP)、总加水量(TW)、料层厚度(LT)、返矿流量(RFR)、Al_2O_3、MgO、碱度(R)等指标有较强的相关性。因此选取这几个参数作为最终模型的输入特征，表 1 列出了这些特征的部分统计参数。

1.3　敏感性分析

研究为深入探究输入变量对双指标的影响程度，选取烧结总加水量、点火温度、CaO、MgO、Al_2O_3、空气流量、料层厚度等因素开展敏感性分析，区分直接影响因素(原料相关)与间接影响因素(工艺相关)。

直接影响因素以原料固有属性为核心，主导双指标基础水平，如图 2(b)、2(d)所示，CaO 作为碱度调控核心成分，其含量增加可促进钙铁矿相生成，显著提升转鼓强度；MgO 与 Al_2O_3 作为脉石关联成分，与转鼓强度呈负相关；全铁含量(TFe)主要由原料铁品位与脉石含量决定，高 TFe 原料因脉石占比低、脆性显著，烧结后易产生更

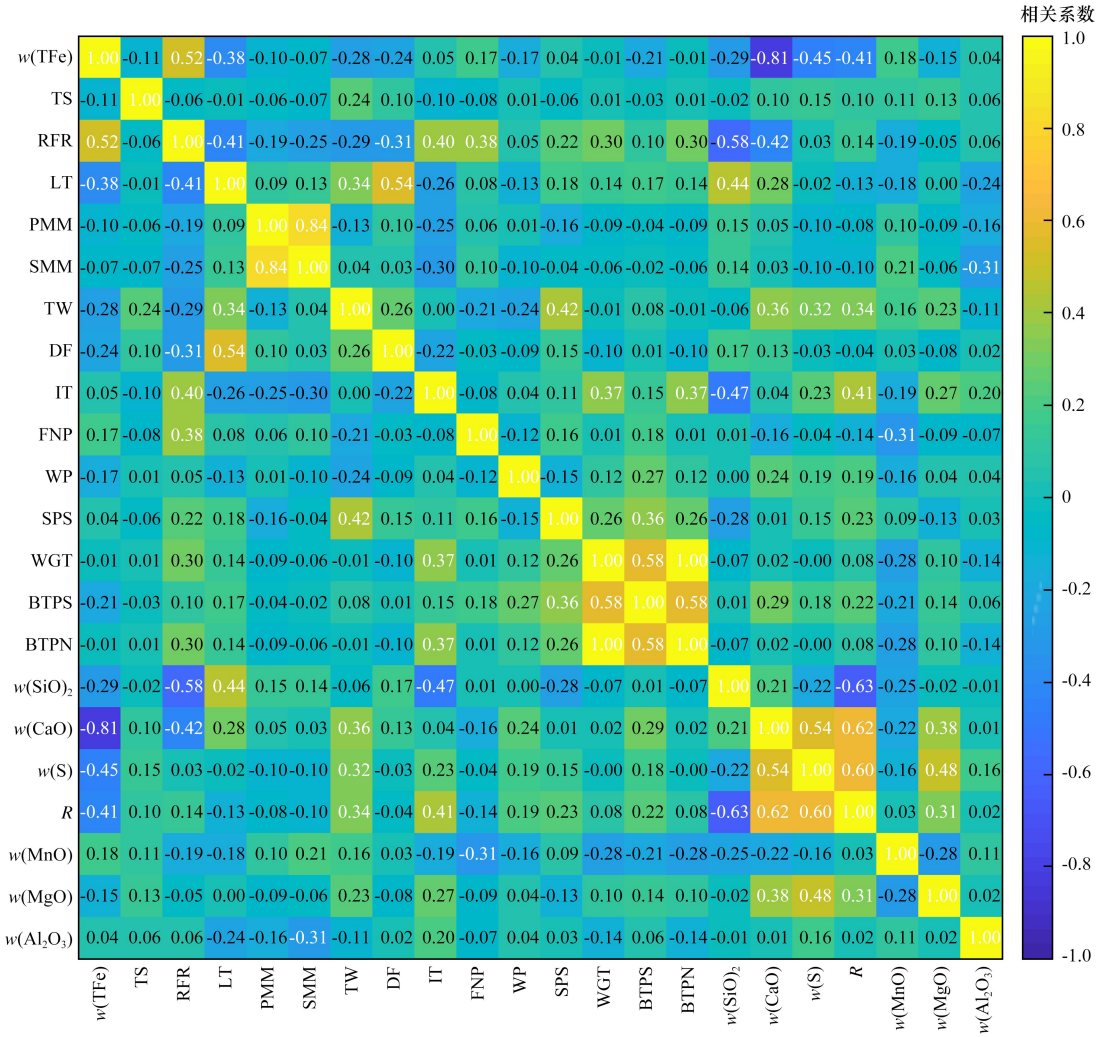


图 1　皮尔逊相关系数

Fig. 1　Pearson correlation coefficient

表 1 相关性分析输入参数(处理后)

Table 1 Input parameters for correlation analysis (processed data)

项目	操作参数						烧结终点温度	
	料层厚度/mm	点火温度/℃	1#头部风箱压力/kPa	炉膛负压/kPa	台车速度/(m·min^{-1})	废气温度/℃	南侧/℃	北侧/℃
范围	900 ~ 1 030	755 ~ 1 050	−4.3 ~ 6.5	−1.5 ~ 6.0	1.58 ~ 1.72	127 ~ 158	392 ~ 507	379 ~ 493
平均值	949.583	861.188	−5.102	−2.692	1.66	142.29	465.53	444.38

项目	混合配料参数				化学指标	
	一混水分/%	点火温度/℃	总加水量/(t·h^{-1})	返矿流量/(t·h^{-1})	w(S)/%	碱度
范围	6.5 ~ 7.1	6.6 ~ 7.6	20.13 ~ 30.51	69.5 ~ 70.5	0.008 ~ 0.016	1.61 ~ 1.85
平均值	6.785	7.037	25.004	69.121	0.011	1.71

项目	化学指标			输出指标	
	w(MgO)/%	w(CaO)/%	w(Al_2O_3)/%	转鼓强度/%	w(TFe)/%
范围	1.59 ~ 1.86	9.5 ~ 10.6	1.90 ~ 2.01	79.07 ~ 79.96	55.81 ~ 57.13
平均值	1.697	10.178	1.961	79.634	56.561

多返矿，工艺需适应性调整返矿流量[图 2(h)]。间接影响因素通过调控烧结原料配比、热工制度与反应氛围，优化指标转化效率。如图 2(a)、2(c)所示，随着转鼓强度的升高，总加水量、点火温度及 CaO 含量呈上升趋势，但料层厚度及点火温度有极值特性，当料层厚度在某一临界值继续增加时，烧结速度下降居于主导地位，生产率则有所降低，较优的料层厚度在 970 mm 左右，较优的点火温度在 950 ℃左右[22]；适当增加加水量，能改善料层透气性与热传导，间接提升黏结相均匀性并提升烧结转鼓强度。台车速度与废气温度整体呈正相关。当台车速度在 1.69 ~ 1.72 m/min 时强度稳定，小于 1.68 m/min 时强度虽有所升高但波动较大，这是因为台车速度较低情况下局部料层烧透程度不均。在本次采集到的数据中，烧结终点的敏感性以南北侧 BTP(烧结终点)参数为核心表征。从图 2(d)可以看出，随着转鼓强度的升高，南北侧 BTP 温度均有峰值趋势，当温度低于 445 ℃时，转鼓强度有一定程度的下降，这可能是烧结过程未能完全穿透料层，导致底部形成未充分烧结的黏结层，1#风箱负压(−5.8 ~ −4.2 kPa)可反映头部料层透气性，其升高可能对应料层板结，而当废气温度维持在 140 ~ 150 ℃区间时，转鼓强度表现稳定。若废气温度过低可能意味着燃烧不充分或漏风，过高则可能意味着过烧或终点滞后。

2 EEM-EE-LSTM 模型建立

2.1 EEMD 算法

EEMD 算法能够揭示复杂信号的局部特征和周期性成分，并去除信号中的噪声成分[23]。其核心思想是通过多次添加高斯白噪声到原始信号中，利用噪声的均匀分布特性，使信号在不同尺度上具有更好的分离性[24-25]。具体步骤如下。

(1) 添加噪声。考虑到烧结设备噪声的幅值通常为原始信号的 0.1 ~ 0.2 倍，设定高斯白噪声的幅值系数为 0.15，在原始烧结信号 $x(t)$ 上多次添加高斯白噪声 $n_i(t)$，得到加噪信号 $x_i(t)$。

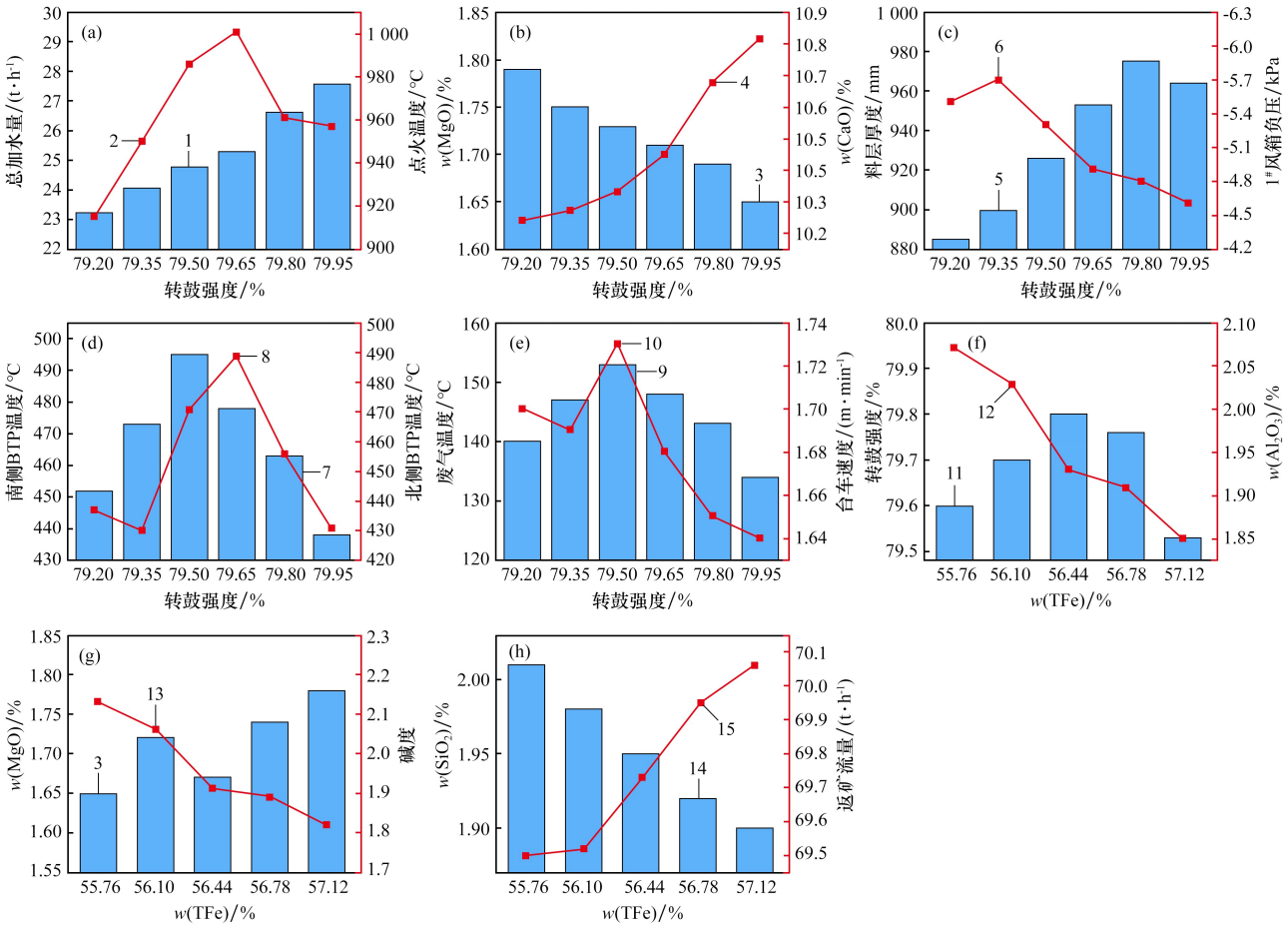
(2) EMD 分解。对每个加噪信号都用传统的 EMD 方法进行分解，得到一组模态分量和一个残差分量：

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^{M} c_{i,j}(t) + r_i(t) \tag{1}$$

式中：$x_i(t)$ 是第 i 次集合试验的原始时序信号；$c_{i,j}(t)$ 表示第 i 次集合试验中得到的第 j 个模态分量；M 是模态分量的总数；$r_i(t)$ 是残差项；j 是模态分量序号($j = 1, 2, \cdots, M$)；i 是集合试验序号($i = 1, 2, \cdots, N$)。

(3) 集合平均。为消除附加噪声的影响，对所有集合试验的相应模态分量取平均值：

$$c_j(t) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} c_{i,j}(t) \tag{2}$$



1—总加水量；2—点火温度；3—w(MgO)；4—w(CaO)；5—料层厚度；6—风箱负压；7—南侧 BTP 温度；8—北侧 BTP 温度；9—废气温度；10—台车速度；11—转鼓强度；12—w(Al_2O_3)；13—碱度；14—w(SiO_2)；15—返矿流量。

图 2　敏感性分析

Fig. 2　Sensitivity nalysis esults

式中：$c_j(t)$是集合平均后得到的第 j 个最终模态分量；N 是 EEMD 集合试验的总次数，i 是集合试验序号($i=1,2,\cdots,N$)。

(4) 重构信号。原始信号 $x(t)$可以通过对最终 IMF 和残差分量求和来重建：

$$x(t) = \sum_{j=1}^{M} c_j(t) + r(t) \tag{3}$$

式中：$x(t)$是重构后的时序信号，$r(t)$是集合平均后的残差项。

图 3 为点火温度时序信号经 EEMD 分解得到的各 IMF 分量序列。图中 S 为原始点火温度数据转化后的基准时序信号，以分解时间为横轴完成自适应分解，获得从高频(IMF1)到低频(IMF8)的模态分量，分别对应不同时间尺度的温度波动特征。其中，IMF1 – IMF3 对应点火过程中温度的快速随机波动，IMF6 – IMF8 则反映点火温度的缓慢趋势变化。后续将基于能量熵筛选关键分量作为模型输入特征。

2.2　IMF 分量筛选方法

尽管 EEMD 有助于减轻非平稳性和噪声的影响，但并非所有模态分量均有利于预测，如部分低频分量可能包含冗余趋势，直接输入会降低精度[26-27]。本研究采用能量熵法(Energy Entropy)分析各 IMF 的能量分布，从中识别信息贡献较高的高频分量，计算方法如下。

(1) 计算能量占比。对于第 j 个参数的每个模态分量，计算如下：

$$E_i^{(j)} = \sum_{t=1}^{T} [I_{i,j}(t)]^2 \tag{4}$$

式中：$E_i^{(j)}$ 是第 i 个参数的第 j 个模态分量的能量；$I_{i,j}(t)$是第 i 个参数的第 j 个模态分量在时刻 t 的取值；T 是时序信号的总长度(采样点数)；t 是采样

时刻序号($t=1,2,\cdots,T$)。

各 IMF 能量占比：

$$P_i^{(j)}=\frac{E_i^{(j)}}{\sum_{k=1}^{n}E_k^{(j)}} \tag{5}$$

式中：$P_i^{(j)}$ 是第 i 个参数的第 j 个模态分量的能量占比；M 是该参数分解得到的模态分量总数；k 是模态分量序号($k=1,2,\cdots,M$)。

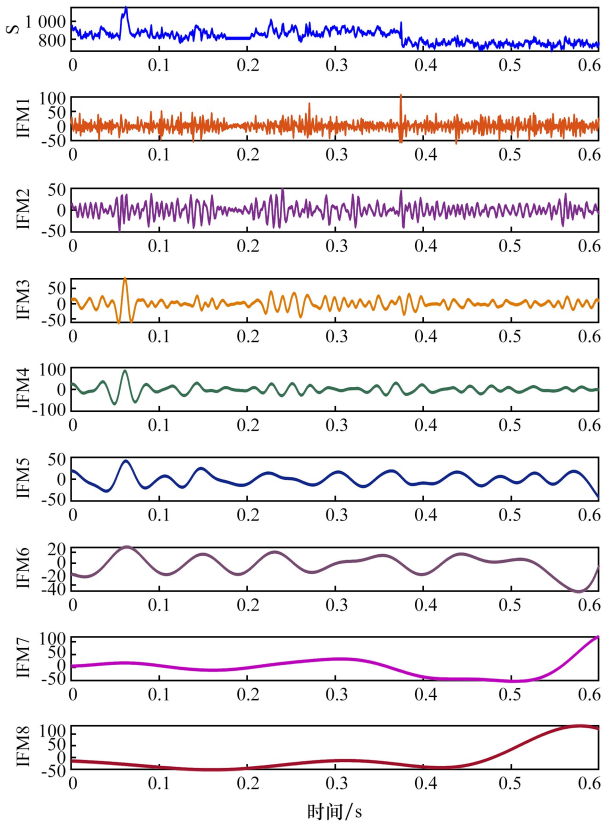


图 3 EEMD 分解的 IMF 序列（点火温度）

Fig. 3 Sequence diagram of each IMF for EEMD decomposition (ignition temperature)

(2) 计算能量熵。通过能量熵(H)衡量能量分布的集中或离散程度。

$$H=-\sum_{i=1}^{n}P_i\cdot\ln(P_i) \tag{6}$$

式中：P_i 是第 i 个模态分量的能量占比；n 是模态分量的总数。

依据熵值大小排序，因噪声或高频干扰信号模态分量通常能量占比为 8%~15%（如表 2），因此选取累计能量熵达到 85% 的前若干个高频模态分量作为有效特征。同时结合频谱分析验证所选分量是否集中于信号突变与关键动态响应频段，确保其物理意义明确且与过程变量强相关，最终形成优化后的特征集用于建模输入。表 2 列出了“点火温度”参数的 IMF 能量占比及选取结果。

表 2 点火温度参数 IMF 能量占比及选取

Table 2 IMF energy proportion and selection of ignition temperature parameters

IMF 分量	能量占比/%	能量熵	是否筛选
IMF1	4	-0.128 8	否
IMF2	5	-0.149 8	否
IMF3	9	-0.216 6	否
IMF4	12	-0.254 4	是
IMF5	14	-0.275 2	是
IMF6	16	-0.293 2	是
IMF7	19	-0.312 5	是
IMF8	21	-0.326 5	是

由图 3 及表 2 所示可知，尽管 IMF1~IMF2 分量在图像中呈现出明显的快速波动，但实际计算表明其总能量占比较低(低于 8%)。这主要由于其振幅较小，变化剧烈，缺乏明显的周期性或规律性，通常被视为背景噪声或高频干扰信号。因此，本文在特征重构与建模阶段需舍弃 IMF1、IMF2 分量。

2.3 EEMD-EE-LSTM 耦合设计

EEMD-EE-LSTM 模型的耦合设计体现在以串联方式将信号处理与深度学习模型整合为一个端到端的预测流程(图 4)。首先，通过 EEMD 算法将原始工艺信号分解为一组具有不同频率特征的本征模态函数(IMF)，而部分低频 IMF 可能代表冗余趋势，故引入能量熵(energy entropy，EE)作为量化各 IMF 信息价值的指标，筛选出累计能量熵达 85% 的高信息价值分量以构建优化特征集，这一串联过程，实质上是进行一次数据驱动的、精细化的特征增强与降噪，为后续的深度学习模型提供高价值信息的输入。这些优化特征集被输入至一个共享的双向长短期记忆网络(LSTM)中进行深层时序特征提取。该网络通过其门控机制自适应学习历史数据中的长期依赖关系。

为实现双指标协同预测，模型采用独特的双输出头结构，在共享同一套深层时序特征的基础上，使用两个独立的全连接层分别预测转鼓强度(x_{TS})与全铁含量[w(TFe)]。为实现两指标间的协同预测，将模型的损失函数(L)进行改进，在训练过程加入包含协同约束项的联合损失函数，该

约束基于二者间的物理关联机制，对不符合工艺规律的预测偏差进行惩罚，从而引导模型充分利用指标间的内在耦合，如公式(7)所示。

$$L_{\text{total}} = 0.4L_{\text{TS}} + 0.6L_{\text{TFe}} + \alpha\left|x_{\text{TS}_1} - k \cdot w(\text{TFe}) - x_{\text{TS}_2}\right| \tag{7}$$

式中：α 用于平衡协同项与单指标损失权重；$k = 0.11$ 为基于历史数据拟合的工艺关联系数[转鼓强度与 w(TFe)之间的皮尔逊相关系数]；x_{TS_1}为当前时刻转鼓强度预测值；x_{TS_2}为前一时刻转鼓强度预测值。

因全铁的波动区间较大，故将全铁的权重比例设置为 60%，转鼓强度为 40%，将更高权重分配给波动性更大的指标，有助于模型在训练时更着力于学习该指标的波动规律。在模型训练阶段，通过在验证集上进行初步实验，比较了不同权重下模型的综合性能。如表 3 所示，实验结果表明，当 w(TFe)与转鼓强度的损失权重比约为 60%∶40% 时，模型在验证集上对两个指标预测的 R^2 最高，预测结果最为稳定。若模型预测某一时刻全铁为 57%，按协同规律转鼓强度应约为 79.63%(57.0×0.11 + 前一时刻转鼓强度预测值)，若模型输出强度仅为78.5%(偏离协同范围较大)，则协同项计算结果为 0.226，会显著增大总损失，迫使模型在反向传播过程中调整其参数，将强度预测向符合工艺规律的方向修正。

表 3　不同损失权重比对模型预测性能的影响

Table 3　Impact of different loss weight ratios on model prediction performance

全铁损失权重占比/%	转鼓强度损失权重占比/%	R^2(全铁)	R^2(转鼓强度)	加权 R^2 总和
40	60	0.912 70	0.903 1	0.906 9
50	50	0.925 70	0.905 3	0.915 3
60	40	0.943 51	0.926 4	0.936 7
70	30	0.923 60	0.902 2	0.916 1
80	20	0.910 40	0.904 1	0.909 1

3　评价指标

为了验证 EEMD-EE-LSTM 模型的精度，选用 LSTM、BiLSTM、PSO-LSTM、SSA-LSTM 几种现有的组合模型进行对比验证，采用均方误差(E_{MSE})、均方根误差(E_{RMSE})、平均绝对误差(E_{MAE})及决定系数(R^2)4 项指标分析 EEMD-EE-LSTM 模型在不同预测任务下的表现优劣，验证其在工业数据预测中的适用性和鲁棒性。

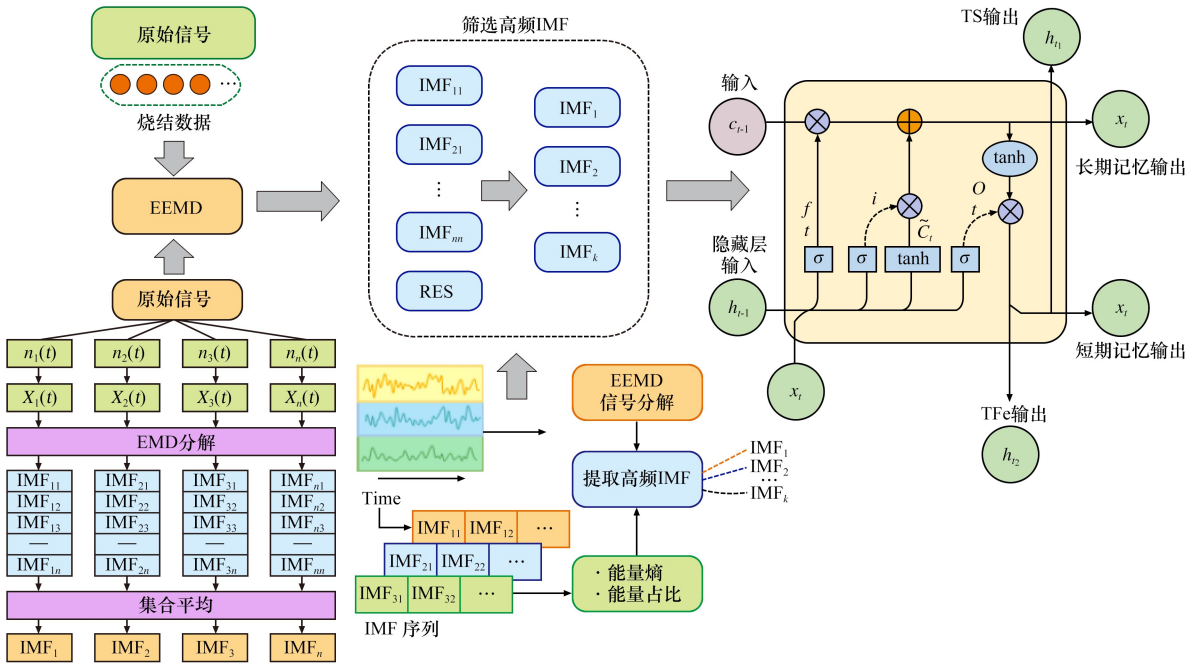


图 4　EEMD-EE-LSTM 模型结构

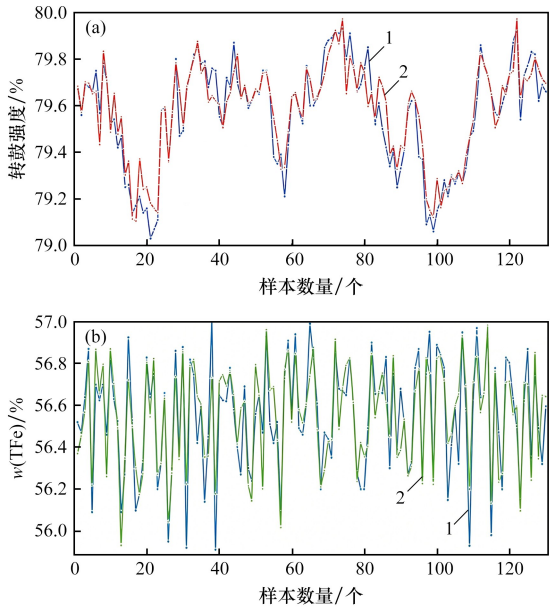
Fig. 4　Structure of the EEMD-EE-LSTM model

(注：tanh 为双曲正切激活函数)

为验证 EEMD-EE-LSTM 模型添加协同损失项的预测效果，设置了 3 组对照试验，分别为双输出头共享单一损失函数(图 5)、独立损失函数(图 6)、独立损失函数与协同损失项相结合的模型(图 7)。由图 5 ~ 7 可知：单一损失函数和独立损失函数均呈现出显著的预测路径震荡，出现了大量偏离真实值的异常极值点。相比之下，协同预测模型通过引入输出指标间的协同约束，有效抑制了预测波动，其拟合曲线平滑且紧密跟随真实值变化，显著消除了异常极值，说明模型可利用 TFe 的成分信息修正转鼓强度的结构预测误差，反之亦然，证明了协同机制对于提升预测稳定性的关键作用。

4 模型对比与验证

将烧结矿质量预测模型分别应用于实际工业生产数据中，试验结果如图 8 所示。由图 8 可知，EEMD-EE-LSTM 耦合模型的拟合散点基本集中在对角线附近，预测椭圆也相对较窄，说明该模型具有良好的稳定性和精度。为体现 EEMD-EE-LSTM 耦合架构的技术优势，构建多组对比模型展开性能对标，结果如表4所示。由表4可知：基础 LSTM 模型因未考虑烧结数据的非平稳性与特征冗余问题，其 R^2 值仅维持在 0.75 左右；采用双向时序捕捉机制的 BiLSTM 模型通过优化时序信息利用效率，将预测精度提升至0.79；经粒子群

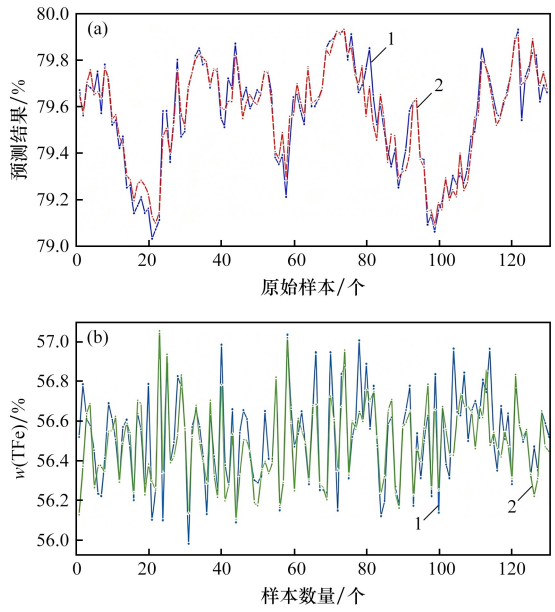


(a) 转鼓强度；(b) w(TFe)

1—实际值；2—预测值。

图 5 公用损失函数 EEMD-EE-LSTM 预测结果

Fig. 5 Prediction results of EEMD-EE-LSTM for public loss function

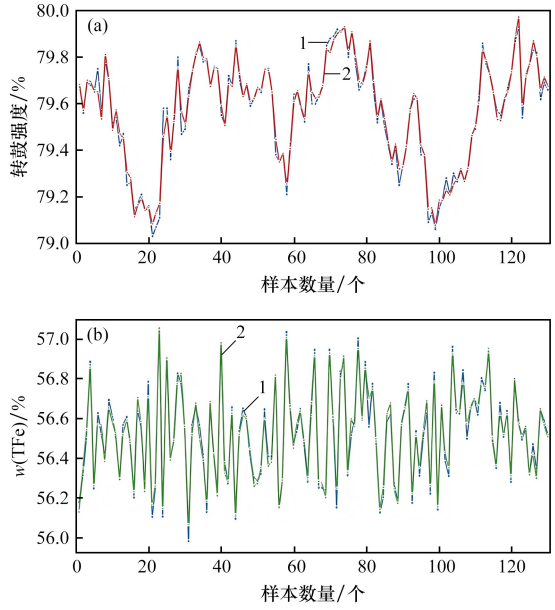


(a) 转鼓强度；(b) w(TFe)

1—实际值；2—预测值。

图 6 独立损失函数 EEMD-EE-LSTM 预测结果

Fig. 6 Prediction results of the independent loss function EEMD-EE-LSTM

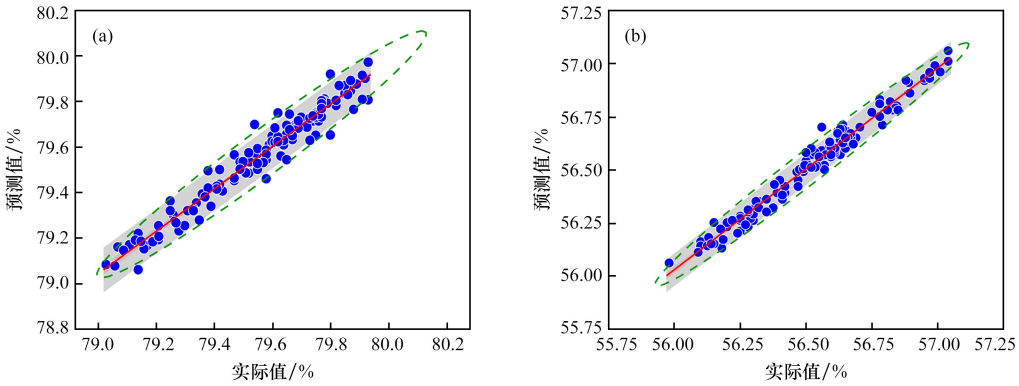


(a) 转鼓强度；(b) w(TFe)

1—实际值；2—预测值。

图 7 EEMD-EE-LSTM 协同预测结果

Fig. 7 EEMD-EE-LSTM collaborative forecasting results



（a）转鼓强度；（b）w(TFe)

图 8　EEMD-EE-LSTM 预测结果的散点

Fig. 8　Scatter plot of EEMD-EE-LSTM prediction results

表 4　不同模型转鼓强度及全铁含量预测的评价指标对比

Table 4　Comparison of predicted results of tumble strength and total iron content

预测任务	模型	E_{MSE}	E_{RMSE}	E_{MAE}	R^2
转鼓强度	LSTM	0.026 83	0.163 800	0.132 57	0.748 26
	BiLSTM	0.021 54	0.146 760	0.115 28	0.787 35
	PSO-LSTM	0.017 62	0.132 740	0.101 59	0.816 73
	SSA-LSTM	0.015 87	0.125 970	0.094 36	0.828 45
	EEMD-EE-LSTM	0.009 90	0.051 534	0.025 40	0.926 37
w(TFe)	LSTM	0.025 91	0.160 970	0.128 43	0.751 69
	BiLSTM	0.020 89	0.144 530	0.112 67	0.792 41
	PSO-LSTM	0.016 98	0.130 310	0.098 72	0.821 58
	SSA-LSTM	0.015 23	0.123 410	0.091 27	0.832 16
	EEMD-EE-LSTM	0.008 60	0.029 282	0.051 30	0.943 51

优化(PSO)与麻雀搜索算法(SSA)改进的 LSTM 模型，通过参数寻优进一步提升了模型拟合能力，其 R^2 值维持在 0.82 ~ 0.83 区间。相比之下，EEMD-EE-LSTM 耦合模型通过“时序分解 – 特征增强 – 深度建模”的耦合机制，实现了预测性能的突破性提升：其转鼓强度预测 R^2 较最优对比模型(SSA-LSTM)提升 9.79%，全铁含量预测 R^2 提升 11.13%。这是因为 BiLSTM 及其他优化模型只关注了模型预测阶段参数的寻优，忽视了模型输入阶段数据的适应性，使模型输入与模型预测之间没有建立相应的反馈。这一结果充分证实，EEMD-EE-LSTM 耦合模型通过时序分解与特征增强的前向耦合成功实现了复杂时序信号的降维与去噪。特征增强与预测模型的反馈耦合，提高了模型对核心特征的强化提取，与 LSTM 模型的长短期依赖捕捉能力形成协同增益效应，有效克服了工业数据中噪声干扰、特征冗余、时序波动等核心难题，凸显了该模型架构在处理烧结矿质量预测这类复杂工业任务时的显著优越性与工程应用价值。

5　结　论

本文针对烧结矿转鼓强度与全铁含量预测需求，提出了 EEMD-EE-LSTM 同步预测模型，以提升对烧结过程非线性、非平稳时间序列数据的建模与预测能力。通过 EEMD 分解及能量熵过滤 IMF，有效去除噪声并提取特征，实现了双指标的同步精准预测。

对比现有部分优化模型，EEMD-EE-LSTM 模型对转鼓强度和全铁含量的预测精度分别提升了 9.79%、11.13%，体现出更高的预测可靠性与工程适用性，还可为工艺参数优化提供决策支持，具备扩展至烧结烟气预测、设备故障预警等应用

的潜力。未来将融合多源信息、改进网络结构并结合迁移学习策略，以进一步提升模型泛化能力，从而推动烧结过程向更高水平的智能制造迈进。

参考文献：

[1] TOMAS DA ROCHA L, CHO S, KIM S W, et al. Effects of recycling by-products as calcium ferrites added to the sinter mix on sinter quality and emission of CO_2, NO and SO_2[J]. Metallurgical and Materials Transactions B, 2022, 53(6): 3524 – 3542.

[2] YU Z H, LI X M, WANG B R, et al. A hybrid prediction model for gas utilization rate based on blast furnace operating conditions[J]. Metallurgical and Materials Transactions B, 2025, 56(3): 2596 – 2606.

[3] 李泽政，刘卫星，李飞，等. 基于数据增强的烧结矿转鼓强度预测研究[J]. 烧结球团，2023，48(6)：62 – 68.
LI Zezheng, LIU Weixing, LI Fei, et al. Research on prediction of drum strength based on data enhancement sinter[J]. Sintering and Pelletizing, 2023, 48(6): 62 – 68.

[4] WANG M Y, CHU M S, TANG J, et al. Comprehensive evaluation, prediction, and optimization of sintering state [J]. Metallurgical and Materials Transactions B, 2025, 56(2): 2035 – 2046.

[5] HIGUCHI K, OKAZAKI J, NOMURA S. Influence of melting characteristics of iron ores on strength of sintered ores[J]. ISIJ International, 2020, 60(4): 674 – 681.

[6] BAO J W, CHU M S, TANG J, et al. Isothermal reduction kinetics of the mixture of iron carbon agglomerates and sinter[J]. ISIJ International, 2024, 64(6): 988 – 999.

[7] SINHA M, NISTALA S H, CHANDRA S, et al. Correlating mechanical properties of sinter phases with their chemistry and its effect on sinter quality[J]. Ironmaking & Steelmaking, 2017, 44(2): 100 – 107.

[8] 张廷坤，刘承宝，穆塔里夫·阿赫迈德，等. 基于时序注意力网络的高炉煤气预测方法[J]. 烧结球团，2023，48(6)：90 – 100.
ZHANG Tingkun, LIU Chengbao, MUTHARIF Ahmed, et al. Blast furnace gas prediction method based on Temporal attention network[J]. Sintering and Pelletizing, 2023, 48(6): 90 – 100.

[9] XI J H, XING X D, ZHENG Z Y, et al. Effect of feature selection on the prediction model of FeO content in sinter [J]. JOM, 2023, 75(12): 5930 – 5939.

[10] 刘文伟，唐珏，王茗玉，等. 基于 Boosting 算法的烧结矿转鼓强度预测[J/OL]. 材料与冶金学报，2024：1 – 15[2026 – 06 – 17]. https://link.cnki.net/urlid/21.1473.TF.20241204.1729.004.
LIU Wenwei, TANG Jue, WANG Mingyu, et al. Prediction of sinter tumbler strength based on Boosting algorithm [J/OL]. Journal of Materials and Metallurgy, 2024: 1 – 15[2026 – 06 – 17]. https://link.cnki.net/urlid/21.1473.TF.20241204.1729.004.

[11] ZHAO Z W, FENG W J, LIU S, et al. Sinter quality prediction based on multi-features CNN + LSTM[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2024, 49(3): 4271 – 4286.

[12] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735 – 1780.

[13] 梁潇阳. 基于深度学习的粉末冶金产品质量预测研究[D]. 北京：北方工业大学，2025.
LIANG Xiaoyang. Research on quality prediction of powder metallurgy products based on deep learning[D]. Beijing: North China University of Technology, 2025.

[14] 雷浩，周德义. 基于工业物联网传感器数据的噪声消除方法研究[J]. 物联网技术，2025，15(5)：44 – 46.
LEI Hao, ZHOU Deyi. Research on noise elimination method based on sensor data of industrial Internet of Things[J]. Internet of Things Technologies, 2025, 15(5): 44 – 46.

[15] 陈龙. 复杂工业数据驱动的过程变量预测方法[D]. 大连：大连理工大学，2019.
CHEN Long. Complex industrial data-driven process variables prediction. Dalian: Dalian University of Technology, 2019.

[16] 赵强，王泽鑫，吕臣凯，等. EEMD-LSTM-SVR 混合模型驱动的污水处理厂进水水质波动预测与异常诊断[J]. 环境科学学报，2025，45(11)：109 – 119.
ZHAO Qiang, WANG Zexin, LÜ Chenkai, et al. EEMD-LSTM-SVR hybrid model based research on inflow water quality fluctuation prediction and abnormality diagnosis in wastewater treatment plants [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2025, 45(11): 109 – 119.

[17] CHEN Z S, YUAN C F, WU H F, et al. An improved method based on EEMD-LSTM to predict missing measured data of structural sensors[J]. Applied Sciences, 2022, 12(18): 9027.

[18] 杨炫，聂荣恩，于宏兵，等. 铁矿石烧结优化配料及烧结矿化学成分预测模型设计[J]. 河北冶金，2025(4)：1 – 7.

（下转第57页）

and dynamic properties of solid fuel mixture[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2012, 31(S2):104 – 108.

[9] 杨双平,郭拴全,张攀辉,等. 兰炭作烧结燃料对烧结矿冶金性能的影响[J]. 钢铁,2016,51(9):16 – 21.
YANG Shuangping, GUO Shuanquan, ZHANG Panhui, et al. Influence of semi-coke used as sintering fuel on metallurgical properties of sinter[J]. Iron and Steel, 2016,51(9):16 – 21.

[10] 郗小亮,马杰,巨建涛,等. 兰炭作烧结燃料对生产小球团烧结矿的影响[J]. 烧结球团,2017,42(1):9 – 13.
XI Xiaoliang, MA Jie, JU Jiantao, et al. Influence of semi-coke used as sintering fuel on micropellet sintering[J]. Sintering and Pelletizing,2017,42(1):9 – 13.

[11] 蒋大军,杜斯宏,何木光,等. 兰炭用作燃料对烧结性能影响的试验研究[J]. 冶金能源,2017,36(6):16 – 20.
JIANG Dajun, DU Sihong, HE Muguang, et al. Experimental research on sintering performance influence of blue carbon as a new type of fuel[J]. Energy for Metallurgical Industry,2017,36(6):16 – 20.

[12] 张华,张建良,徐润生,等. 兰炭与烟煤混合燃烧特性及机制分析[J]. 中国冶金,2016,26(2):7 – 12.
ZHANG Hua, ZHANG Jianliang, XU Runsheng, et al. Combustion characteristics and mechanism analysis of blended coal of semi coke and bituminous coal[J]. China Metallurgy,2016,26(2):7 – 12.

[13] 客海滨,张玉柱,王丽丽,等. 碱度对石钢烧结矿质量的影响[J]. 中国冶金,2007,17(3):21 – 24.
KE Haibin, ZHANG Yuzhu, WANG Lili, et al. Effect of babicity on sinter quality in Shigang[J]. China Metallurgy,2007,17(3):21 – 24.

[14] 伍英. 宝钢烧结用兰炭替代技术的研究[J]. 烧结球团,2019,44(4):18 – 22.
WU Ying. Study on semi-coke substitution technology for Baosteel sintering[J]. Sintering and Pelletizing, 2019, 44(4):18 – 22.

(上接第 50 页)

YANG Xuan, NIE Rongen, YU Hongbing, et al. Design of optimized batching of iron ore sintering and prediction model of chemical composition of sinter[J]. Hebei Metallurgy,2025(4):1 – 7.

[19] 唐佳润,刘月明,张福明,等. 烧结矿 FeO 含量预测技术的探讨[J]. 烧结球团,2025,50(1):21 – 30.
TANG Jiarun, LIU Yueming, ZHANG Fuming, et al. Discussion on prediction technology of FeO content in sinter[J]. Sintering and Pelletizing,2025,50(1):21 – 30.

[20] KRZYWINSKI M, ALTMAN N. Visualizing samples with box plots[J]. Nature Methods,2014,11(2):119 – 120.

[21] HSIEH L H. Effect of raw material composition on the sintering properties[J]. ISIJ International,2005,45(4):551 – 559.

[22] 姜涛. 铁矿造块学[M]. 长沙:中南大学出版社,2016.
JIANG Tao. Principle and technology of agglomeration of iron ores[M]. Changsha:Central South University Press, 2016.

[23] RAN M, TANG Z P, CHEN Y H, et al. Early warning of systemic risk in stock market based on EEMD-LSTM [J]. PLoS One,2024,19(5):e0300741.

[24] 蔡子龙,李嘉棋,沈赋,等. 基于 SDAE-EEMD 降噪分解与改进 Informer-BiLSTM 模型的电力短期负荷预测方法[J]. 电网技术,2025,49(12):5009 – 5018.
CAI Zilong, LI Jiaqi, SHEN Fu, et al. A short-term power load forecasting method based on SDAE-EEMD denoising decomposition and an improved informer-BiLSTM model [J]. Power System Technology, 2025, 49(12):5009 – 5018.

[25] LI G N, HU Y P. An enhanced PCA-based chiller sensor fault detection method using ensemble empirical mode decomposition based denoising[J]. Energy and Buildings,2019,183:311 – 324.

[26] MARTÍN J, SÁEZ J A, CORCHADO E. Tackling the problem of noisy IoT sensor data in smart agriculture: Regression noise filters for enhanced evapotranspiration prediction[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 237:121608.

[27] 张芷玥,郑浩然,漆一宁,等. 基于时变效应:能量熵降噪的 BiLSTM 组合混凝土坝变形预测模型[J]. 水电能源科学,2025,43(8):147 – 151.
ZHANG Zhiyue, ZHENG Haoran, QI Yining, et al. BiLSTM composite concrete dam deformation prediction model based on time-varying effect-energy entropy noise reduction[J]. Water Resources and Power,2025,43(8):147 – 151.