

基于智能化算法的炼钢厂能源介质优化研究与实践

胡绍伟¹,李智慧²,丁屹¹,李海涛²,程锦君¹,张立强¹,张超杰¹

(1. 安徽工业大学 冶金工程学院 安徽 马鞍山 243000 2. 常州东方特钢有限公司 江苏 常州 213000)

摘要:针对钢铁行业能源消耗大、能源管理效率低的问题,设计并开发了一种面向生产现场的能源介质优化系统。系统集成了能源数据采集、实时监测、智能分析与优化控制等多项功能,涵盖转炉、LF 精炼等关键工序,致力于提升能源利用效率、降低能耗并支撑企业绿色低碳转型。构建了基于遗传算法优化的随机森林回归模型,通过挖掘废钢量、炉龄等 12 项工艺参数的非线性关联,提升了转炉氧气消耗预测精度,氧气消耗降低 1.3%;引入了面向 LF 精炼的 LSTM 温度预测模型,使钢液温度预测误差控制在±5 °C,并据此优化供电策略,实现电耗降低 1.5%。

关键词:能源介质;监测;算法;智能优化;节能降本

中图分类号: TF31; TG14

文献标识码:A

文章编号:1000-8365(2025)11-1138-08

Research and Practice of Energy Medium Optimization in Steelmaking Plants via an Intelligent Algorithm

HU Shaowei¹, LI Zhihui², DING Yi¹, LI Haitao², CHENG Jinjun¹,
ZHANG Liqiang¹, ZHANG Chaojie¹

(1. School of Metallurgical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243000, China; 2. Changzhou Dongfang Special Steel Co., Ltd., Changzhou 213000, China)

Abstract: To address the issues of high energy consumption and low energy management efficiency in the steel industry, an onsite energy medium optimization system was designed and developed. The system integrates multiple functions, including energy data acquisition, real-time monitoring, intelligent analysis, and optimized control, covering key processes such as converters and LF refinement, with the aim of improving energy utilization efficiency, reducing energy consumption, and supporting green and low-carbon transformation in enterprises. A random forest regression model optimized by a genetic algorithm was constructed, which enhanced the prediction accuracy of oxygen consumption in converters by analysing the nonlinear relationships among 12 process parameters, such as scrap steel quantity and furnace age, resulting in a 1.3% reduction in oxygen consumption. For LF refining, an LSTM-based temperature prediction model was introduced, achieving a prediction error of ±5 °C for the molten steel temperature, which enabled the optimization of power supply strategies and reduced electricity consumption by 1.5%.

Key words: energy media; monitoring; algorithm; intelligent optimization; energy savings and cost reduction

钢铁工业作为我国工业体系的重要组成部分,具有重要的经济和社会价值。然而,钢铁行业的能源消耗在工业总能耗中占据了较大比例。我国钢铁行业能源消耗量,约占全国能源消耗总量的 12.6%,且在全球范围内,其能源消耗效率普遍较低,给企业带来了高昂的生产成本和巨大的环保压力^[1-3]。据统

计,我国钢铁产业的吨钢综合能耗约为 550 kgce/t,高于发达国家 15%~20%,相比之下,在能源利用效率方面我国钢铁生产仍存在较大差距,导致资源浪费严重,对环境造成了较大压力^[4-5]。在此背景下,如何在提升钢铁生产能力和产品质量的同时,有效降低能源消耗与碳排放,推动绿色低碳技术的广泛应

收稿日期:2025-05-07

作者简介:胡绍伟,1998 年生,硕士。研究方向为冶金智能化。Email: 3268433218@qq.com

通信作者:张立强,1977 年生,博士,教授。研究方向为冶金过程智能制造和工业大数据、AI 大模型及其在冶金工业应用以及连铸坯智能定重技术及应用研究。Email: zhangsir508@163.com

引用格式:胡绍伟,李智慧,丁屹,李海涛,程锦君,张立强,张超杰.基于智能化算法的炼钢厂能源介质优化研究与实践[J].铸造技术,2025,46(11): 1138-1145.

HU S W, LI Z H, DING Y, LI H T, CHENG J J, ZHANG L Q, ZHANG C J. Research and practice of energy medium optimization in steelmaking plants via an intelligent algorithm[J]. Foundry Technology, 2025, 46(11): 1138-1145.

用,已成为钢铁行业亟需解决的关键问题^[6-7]。为实现该目标,近年来诸多研究者致力于对炼钢各环节工艺参数进行优化以提升能效。例如,张垚等^[8]通过优化转炉高废钢比工艺中的氧枪喷头参数,采用4孔喷头结构,有效改善了吹氧时间、氧气与钢铁料消耗,显著提升了转炉工艺的技术经济指标;贾国翔等^[9]对LF炉造渣工艺进行优化,提升了脱硫效率,缩短了精炼周期,降低了铝耗、灰耗与电耗,增强了环保效益。此外,随着计算机模拟、优化算法与大数据技术的不断进步,钢铁生产正逐步向智能化与精细化方向发展。Kong等^[10]基于粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)建立了转炉氧气调度模型,有效减少了氧气消耗波动,提升了氧气利用效率,实现了炼钢过程的节能降耗;Shi等^[11]则提出结合小波变换和加权算法优化的双支持向量机模型,用于LF炉端点温度与碳含量的精准预测,预测误差控制在±5%和±10%以内,显著提升了预测精度。综上所述,尽管目前在炼钢节能降耗方面已取得一定研究成果,但大多仍集中在传统工艺参数优化层面,针对人工智能算法与先进数据驱动方法的系统集成研究仍较为有限。未来,应进一步加强智能优化算法在炼钢节能过程中的应用研究,以推动钢铁工业高效、绿色与智能化发展。

基于此,本文结合钢铁企业典型工艺流程及其能源消耗特性,设计并开发了一套面向关键用能单元的能源介质优化系统。该系统以转炉、LF炉等核心工序为对象,分别构建了基于目标函数驱动的原料配比优化模型和基于长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)的钢液温度预测模型,旨在提升能源利用效率与操作决策的智能化水平^[12]。并验证其在氧气消耗、电能消耗等关键指标上的表现。

1 基于炼钢区域能源介质优化系统概述

能源介质优化系统是一种集成了数据采集、分析、优化与监控等功能的智能化系统,专门用于提升能源利用效率,尤其适用于像钢铁行业这样能源消耗巨大的工业领域。该系统通过实时监控、数据采集与分析,为企业提供精准的能源使用情况,帮助企业优化能源配置、降低能耗、提高经济效益,同时推动企业实现绿色低碳转型。

1.1 系统组成

该能源介质优化系统主要由能源介质数据管理模块、能源介质在线智能优化模块以及能源指标评价模块等组成。首先,系统对当前炼钢生产过程中的能源管理现状及能耗分布进行全面调研,以识别和分析制约现有能源管理水平提升的关键环节。随后,基于现有的能源状况,系统规划能源介质监测数据的采集和存储机制,实现对水、电、煤气等主要能源介质的实时在线监测,在此基础上,通过收集的数据,进行能源消耗量分析与优化,为决策提供数据支持。

最后,系统根据在线监测结果,实施能源产耗的动态监控与预警机制,进一步提升能源管理水平。通过这一系列措施,系统旨在优化能源结构,减少能源损耗,实现节能降本的目标,具体架构如图1所示。

1.2 核心功能

能源介质优化系统通过在关键生产环节部署传感器及数据采集设备,实时获取钢铁生产过程中各类能源消耗数据,涵盖电力、天然气、水资源等多种能源的使用情况。系统实时反馈能源的使用状况,可帮助企业及时发现能源浪费和异常情况,从而确保生产过程中的能源管理更加精准高效,其核心功能包括转炉模块、LF精炼模块、预警模块及数据中心。

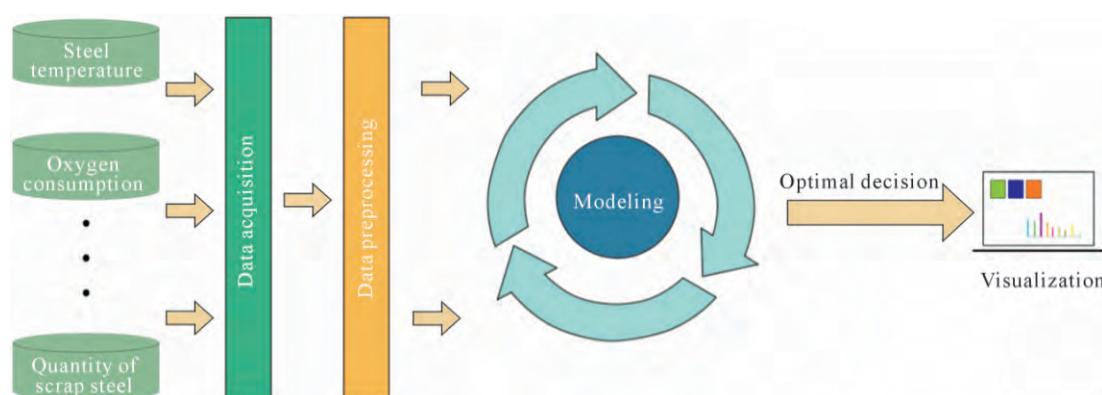


图1 系统架构
Fig.1 System architecture

(1)转炉模块 该模块界面中部为数据输入与模型执行区,用户可在此设定钢种代号、铁水成分及目标成分参数。系统支持对C、Si、Mn、P、S、Cr、Cu、Mo、Ti等关键元素的目标含量进行设定,并以表格形式呈现其设定值与推荐范围,便于用户对目标成分的精细控制与可视化调整。

系统集成了面向氧耗优化的决策算法,通过对输入参数与目标成分之间的非线性耦合关系进行建模,建立关键原料组成与炼钢成分控制之间的映射关系。在此基础上,系统通过“模型决策”功能按钮触发优化过程,完成原料配比计算,输出在满足冶金工艺约束条件下的最优成分组合与工艺参数。

界面右侧为“决策结果”展示区,以列表形式输出白云石、增碳剂、废钢、低碳锰铁等关键原料的推荐用量。通过在优化过程中引入氧耗最小化目标函数,该模块有效降低冶炼过程中的单位氧气消耗,为炼钢过程的节能降耗提供了数据支撑和决策参考。整体设计实现了从参数设定到优化结果输出的闭环控制流程,显著提升了操作效率与决策智能水平,如图2所示。

(2)LF炉模块 该模块主要用于钢液温度的实时监测与短期预测。界面采用左右双图布局,左侧为LF炉钢液的历史温度变化曲线,右侧为未来10 min温度预测曲线,便于操作人员进行温控判断和干预。图表下方为模型输入参数区,用户可输入钢种、计划耗时、吹氩计划等关键参数。点击“模型决策”按钮后,系统将基于输入数调用预测模型,输出相应的供电建议。右下角为“决策结果信息输出”,展示模型生成的控制建议,如图3所示。

(3)智能预警 通过设定能耗阈值和预警机制,

当某些关键指标超出正常范围时,系统会及时发出报警,提醒操作人员采取必要的纠正措施。这一智能预警机制能够有效避免能源浪费和设备故障,从而减少企业在能源消耗方面的经济损失,能源预警界面如图4所示。

最后,数据中心通过对长期积累的数据记录,系统能够生成详细的能源使用报告,全面分析企业在能源利用过程中存在的问题,并提出切实可行的改进建议。这些报告不仅为企业提供了精准的能源管理依据,也为政策制定者和企业管理层提供了科学的决策支持,帮助其做出更加合理的能源管理决策。

2 系统设计

能源介质优化系统的设计方案旨在通过现代信息技术、物联网技术、人工智能和大数据分析,实现对钢铁企业生产过程中的能源使用进行精确监测、分析和优化管理。系统的核心目标是帮助企业降低能源消耗,提高能源使用效率,并推动绿色低碳转型。

2.1 模型构建

2.1.1 转炉氧气优化模型构建

随机森林回归算法是一种基于集成学习的非线性建模方法,适用于处理高维、复杂变量间存在非线性交互的问题^[13]。本文将其应用于氧气消耗量的预测建模中,通过构建多棵决策树并加权平均预测结果,有效提升了模型的稳定性与精度^[14-15]。由于冶炼过程中的复杂性和非线性关系,随机森林算法利用随机抽样构建多棵决策树,每棵决策树通过从训练数据和特征子集中随机选择部分样本进行训练,捕捉行为特征之间的非线性关系,并预测在不同操作条件下的氧气消耗量。



图2 转炉模块界面
Fig.2 Converter module interface

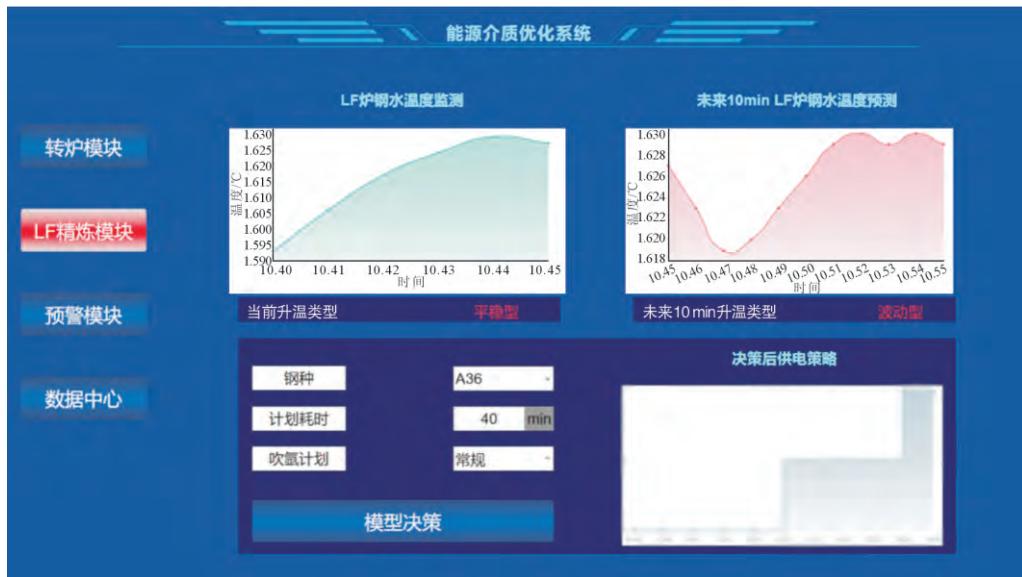


图 3 LF 精炼模块界面
Fig.3 LF refining module interface



图 4 预警模块界面
Fig.4 Interface of the early warning module

表 1 展示了多个冶炼工艺参数与单位氧气消耗量之间的非线性相关性分析结果,其中相关性系数来源于基于非线性特征评估方法的计算结果,反映了各变量对氧气消耗变化趋势的综合影响程度。结果显示,废钢量在所有特征中与氧气消耗量表现出最高的特征重要性系数达到 0.15,表明废钢比例的变化会在冶炼过程中显著影响氧气消耗量水平,对模型预测结果的贡献度达到 15%。同时,该结果也验证了在复杂工业系统中采用非线性方法进行变量评估的必要性。

如图 5 所示,通过对比能够直观地展示随机森林算法回归模型在氧气消耗量预测中的表现,证明其在处理复杂非线性关系中的可行性和有效性。

为进一步优化特征选择并提升预测效果,引入遗传算法对特征子集进行全局搜索优化。该算法通过模拟自然选择和进化机制,实现了冗余特征的剔

表1 非线性相关分析结果
Tab.1 Results of nonlinear correlation analysis

Feature	Importance of features
Consumption of dolomite	0.13
Lime in front of the furnace	0.03
Refining slag	0.02
Molten iron	0.14
Furnace age	0.08
Lance life	0.08
Slag blocking situation	0.03
Low-carbon ferromanganese	0.08
Tap-to-tap cycle	0.09
Quantity of scrap steel	0.15
Carbon raiser	0.09
Converter size	0.08

除与关键变量的提取。表 2 展示了多个冶炼过程变量在氧气消耗量预测中的非线性相关性系数及其基

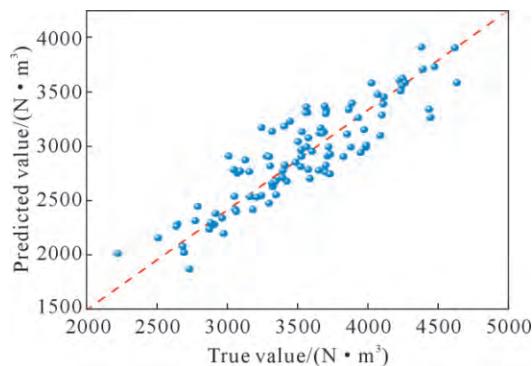


图 5 真实值与预测值对比
Fig.5 Comparison of true and predicted values

于遗传算法优化过程中的特征选择概率。相关性系数用于衡量各变量与氧气消耗量目标之间的非线性依赖强度,而选择概率则反映了特征在遗传算法迭代过程中被纳入最优特征组合的频次,能够更全面地揭示特征在预测建模中的实际贡献度。

表2 遗传算法选择的特征子集

Tab.2 Subset of features selected by the genetic algorithm

Feature	Correlation coefficient (non-linear)	Selection probability
Consumption of dolomite	0.13	0.68
Molten iron	0.14	0.78
Furnace age	0.08	0.63
Lance life	0.08	0.65
Low-carbon ferromanganese	0.08	0.71
Tap-to-tap cycle	0.09	0.65
Quantity of scrap steel	0.15	0.80
Carbon raiser	0.09	0.75
Converter size	0.08	0.73

2.1.2 LF 炉供电优化模型构建

在进行 LF 精炼供电优化模型构建之前,先对原始生产数据进行系统性处理与分析。首先对收集到的精炼过程数据进行了全面的预处理,包括数据清洗和归一化操作,以确保数据的质量和一致性。数据清洗过程中,处理了异常值和重复数据,以消除潜在的噪声和错误数据,保证输入数据的准确性^[16]。而数据归一化则通过将不同特征的数据转换到统一的尺度范围,避免了不同数据维度间的量纲差异对后续建模产生不良影响,确保模型训练时的稳定性和有效性。

在数据预处理完成后,采用了 LSTM 网络来进行模型训练。LSTM 是一种适用于处理时间序列数

据的深度学习算法,能够有效捕捉时间序列中的长期依赖关系和复杂的时序模式^[17]。精炼过程中,钢液温度的变化随着时间的推移呈现出一定的规律性,这种规律性在不同的生产条件下也保持了一定的稳定性。因此,利用 LSTM 模型能够深入挖掘这些规律,从而预测钢液温度的未来变化趋势^[18]。

与此同时,笔者还特别关注了精炼过程中从坐包到吊包钢液温度的变化数据,这一时间序列数据蕴含了精炼过程的动态特征。通过 LSTM 模型的训练,系统能够学习到该过程中的时间依赖性,并基于历史数据预测未来时刻的钢液温度变化,从而为精炼过程的实时温度调控和优化决策提供精准的支持,模型参数表如表 3 所示。

如图 6 所示,表明预测值与真实值之间的误差较小,且大部分预测值与真实值之间的误差较小。预测误差在±5 °C 以内的命中率达到 87.5%,满足工业生产控制需求,显示出 LSTM 模型在钢液温度预测中的较高准确性和稳定性。

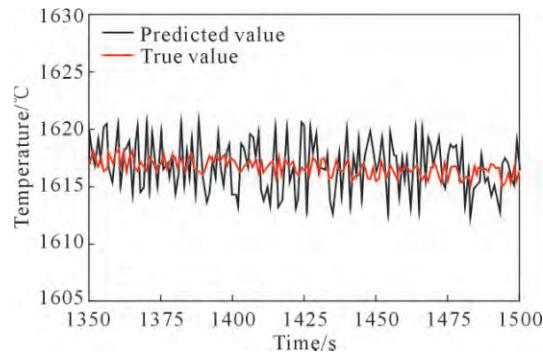


图 6 预测值与真实值对比
Fig.6 Comparison between the predicted values and the true values

基于该模型的预测结果,生产过程中钢水温度的变化趋势可被提前准确掌握,为操作人员预留了充足的响应时间以实施相应的节能调控措施。进一步地,系统可依据不同的升温模式对未来能耗水平进行判别,若预测结果为高能耗升温趋势,系统可及时发出预警,指导操作人员调整供电策略,优化加热路径,以实现 LF 精炼的耗电优化。

2.2 系统网络架构

智能传感器与数据采集设备首先需要选择高精度、高可靠性的智能传感器,用于在生产现场各个环节实时监测能源消耗数据采集^[19]。这些传感器能够

表3 模型参数
Tab.3 Model parameters

Parameter	LSTM layer1 number of units	LSTM layer2 number of units	Dense layer1 number of units	Dense layer2 number of units	Batch size	Number of training epochs
Value	50	50	25	1	64	100

准确采集各种能源使用情况,并将数据传输至数据平台。选择的传感器必须具备高灵敏度、抗干扰能力和长寿命,以确保数据的准确性与系统的稳定性。

数据传输网络要求建设一个高效稳定的数据传输网络,用于传输来自不同监测点的数据。可根据生产现场的实际需求,选择建设工业以太网、无线网络或光纤通信等,传输网络必须保证低延迟、高带宽,确保数据能够及时上传至云平台进行处理。

数据存储与处理平台选择高性能的云计算平台作为数据存储与处理中心。通过云平台的分布式存储和计算架构,确保海量能源数据的高效存储与快速处理。此外,平台将支持对历史数据进行长期存储,便于后续的趋势分析与决策支持。

用户终端与控制界面通过为管理人员提供可视化的用户界面,用户界面具备直观的图形展示功能,能够实时显示各个生产环节的能源消耗情况,并提供报警功能,以便快速响应异常情况,具体网络架构设计如图 7 所示。

3 工业适用性及优化效果分析

能源介质优化系统作为一种高效的能源管理工具,具有较高的技术成熟度和可操作性。在钢铁行业推广应用这一技术方案,不仅可以有效提升能源利用效率,还能为企业带来显著的经济效益,并对环

境产生积极影响。

3.1 技术成熟度

能源介质优化系统基于物联网、大数据分析、人工智能等成熟技术,已有不少成功应用案例和研发成果^[20-21]。这些技术已经在其他工业领域,特别是能源密集型行业中得到广泛应用。例如,智能传感器和数据采集设备在许多工厂中已被广泛部署,数据传输和云计算技术也已经过多次验证,具备高效稳定的数据处理能力。而人工智能和大数据分析技术的应用,也不断取得进展,能够精准识别能源浪费和优化生产流程^[22-23]。

此外,系统设计充分考虑到钢铁行业的特殊性,具备了处理复杂生产环境和大规模数据的能力。通过成熟的技术架构和前期多次测试,系统已具备较高的稳定性和可靠性,可以适应钢铁企业高负荷、复杂多变的生产环境。

3.2 优化效果

能源介质优化系统展现出良好的经济性与环境友好性,体现在以下方面。

(1)转炉优化 如表 4 所示,经过遗传算法优化后的模型在降低氧气消耗方面表现出了较好的改进。优化后的模型氧气消耗量相比未优化模型平均减少了约 1.3%。这一优化效果在不同炉次中得到了充分验证,表明遗传算法在特征选择和优化方面具

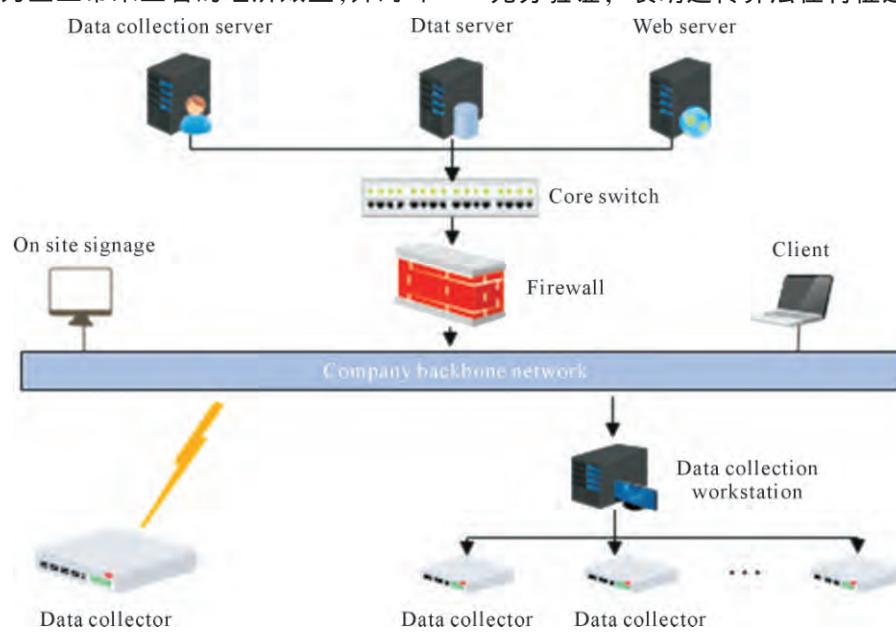


图 7 网络架构图

Fig.7 Network architecture

表4 氧气消耗量优化项目及优化结果

Tab.4 Optimization projects and results of oxygen consumption

Project	Usage of dolomite /kg	Amount of carbon additive used/kg	Scrap steel loading volume/t	Low carbon manganese iron usage/kg	Oxygen consumption /(N·m ³)
Before optimization	22.4	30.2	25.6	412.5	3 425
After optimization	22.1	27.5	25.3	408.3	3 381

有显著优势,能有效减少冶炼过程中的能源消耗。

(2)LF 炉优化 模型能够根据升温速率预测的变化识别不合理的升温模式并及时进行调整,有效避免了过度升温导热量浪费现象,优化了生产过程的能效。为了验证模型的有效性,选取了 10 min 内的波动型升温作为测试场景进行供电优化,如图 8 所示。优化策略相较于正常供电策略在电力供应管理上显著提高了效率。具体而言,优化策略在多个时间节点实现了更合理的电力水平,从而在一定程度上增强了系统的稳定性,并提高了电力分配的整体效率。通过对比模型预测结果与传统方法的能耗数据,结果表明,LF 炉整体电耗降低了约 1.5%,提高了能效并减少了能源浪费。

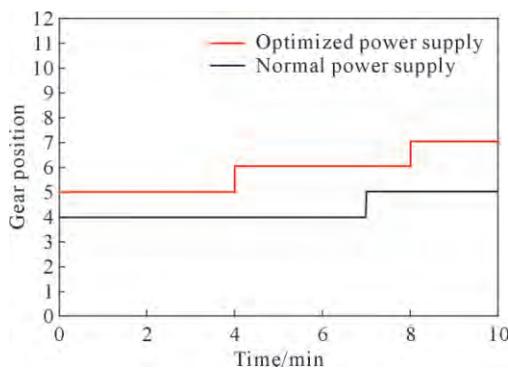


图 8 供电策略优化

Fig.8 Optimization of the power supply strategy

综合来看,能源介质优化系统具备较高的技术成熟度,能够为钢铁行业带来显著的经济效益和节能效果。该系统不仅符合国家对钢铁行业绿色低碳转型的政策要求,还能够推动企业实现高效、智能化的能源管理,提升企业的整体竞争力,助力钢铁行业实现可持续发展。

4 结论

(1)转炉模块能够实现平均氧耗降低 1.3%,LF 炉模块通过升温模式的识别与调控使电耗降低 1.5%。

(2)通过将 LSTM 神经网络应用于钢液温度预测,系统实现了 $\pm 5^{\circ}\text{C}$ 精度内 87.5% 的预测准确率,满足工业控制需求,为实际生产调控提供了可靠的数据支持与决策依据。

(3)系统通过智能预警机制提升了能源管理的响应速度与可靠性,有效规避了能源浪费和异常工况带来的生产风险,显著增强了钢铁企业的节能减排能力与绿色转型水平。

本文构建的能源介质优化系统具备良好的工程适应性、运行稳定性及推广应用价值,能够为钢铁行

业实现智能化、绿色化升级提供技术支撑。未来,随着模型算法的进一步优化与工业现场数据的不断积累,该系统在工业过程能效管理中的应用范围有望进一步拓展,助力钢铁行业实现高质量与可持续发展目标。

参考文献:

- [1] 国家统计局. 2023 中国统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社, 2024.
- [2] 张家瑜.“双碳”目标下钢铁企业碳减排路径研究[D]. 西安:西安建筑科技大学, 2024.
- [3] ZHANG J Y. Research on the carbon emission reduction path of ironand steel enterprises under the target of "double-carbon" [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2024.
- [4] 李玉兰,杨哿,苏蓉,陈强,曹瑀,杨梓华.铸造行业能耗状况的评价研究[J].铸造技术,2014, 35(4): 862-864.
- [5] LI Y L, YANG K, SU R, CHEN Q, CAO Y, YANG Z H. Evaluating research on casting industry consumption [J]. Foundry Technology, 2014, 35(4): 862-864.
- [6] 于潇,李经贤.绿色发展视角下中国新型工业化实现路径研究[J].工信财经科技,2024(3): 23-34.
- [7] YU X, LI J X. Research on the path to achieving new industrialization in China from the perspective of green development[J]. Review of Financial & Technological Economics, 2024(3): 23-34.
- [8] MA G Y, CAI J J, ZHANG L H, SUN W Q. Influence of steam recovery and consumption on energy consumption per ton of steel [J]. Energy Procedia, 2012, 14: 566-571.
- [9] 徐可可.姚林.协同减污降碳合作共赢发展[N].中国冶金报, 2024-09-05: (001). DOI:10.28153/n.cnki.ncyjb.2024.002127.
- [10] 葛盈华,杨春帆,王伟春.基于产教融合和绿色环保的现代精铸技术发展[J].铸造技术,2021, 42(11): 1008-1012.
- [11] GE Y H, YANG C F, WANG W C. Modem investment casting technology development based on the integration of industry and education and green environmental protection [J]. Foundry Technology, 2021, 42(11): 1008-1012.
- [12] 张垚,张朝发,张宝景.高废钢比转炉氧枪喷头参数优化与应用[J].金属材料与冶金工程,2024, 52(3): 33-36.
- [13] ZHANG Y, ZHANG C F, ZHANG B J. Parameter optimization and application of oxygen lance nozzle in converter with high scrap ratio [J]. Metal Materials and Metallurgical Engineering, 2024, 52(3): 33-36.
- [14] 贾国翔,武伟,边英华,高福彬.LF 精炼炉造渣工艺优化[J].四川冶金,2024, 46(6): 40-44.
- [15] JIA G X, WU W, BIAN Y H, GAO F B. Optimization of the slag-making process in the LF refinery [J]. Sichuan Metallurgy, 2024, 46(6): 40-44.
- [16] 孔福林,童莉葛,魏鹏程,张培昆,王立,吴冰,陈恩军.基于粒子群算法的转炉用氧节能优化调度[J].工程科学学报,2021, 43(2): 279-288.
- [17] KONG F L, TONG L G, WEI P C, ZHANG P K, WANG L, WU B,

- CHEN E J. Optimal scheduling of converter oxygen based on particle swarm optimization[J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(2): 279-288.
- [11] SHI C Y, YIN X X, CHEN R, ZHONG R X, SUN P, WANG B S, GUO S Y, LI S D, MA Z C. Prediction of end-point LF refining furnace based on wavelet transform based weighted optimized twin support vector machine algorithm [J]. Metallurgical Research & Technology, 2023, 120(1): 109.
- [12] GUAN X Y, CHEN H Y, LIU Y L, ZHANG Z W, JI L H. Predicting ground reaction forces and center of pressures from kinematic data in crutch gait based on LSTM [J]. Medical Engineering & Physics, 2025, 139: 104338.
- [13] 王艺璇, 邓晓红, 范慧文青, 韩江哲, 李宗省. 水资源承载力评价耦合模型的研究进展与干旱区应用[J]. 干旱区研究, 42(6): 1004-1020.
- WANG Y X, DENG X H, FAN H W Q, HAN J Z, LI Z X. Research advances and arid zone applications of coupled models for water resources carrying capacity[J]. Arid Region Research, 42(6): 1004-1020.
- [14] YANG Y, HOU K P, SUN H F, GUO L N, ZHE Y L. Random forest-based stability prediction modeling of closed wall for goaf[J]. Applied Sciences, 2025, 15(5): 2300.
- [15] SHAO X, LIU Q, XIN Z C, ZHANG J S, ZHOU T, LI S S. Hybrid model for BOF oxygen blowing time prediction based on oxygen balance mechanism and deep neural network[J]. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 2024, 31: 106-117.
- [16] 李晨阳. 基于相关性的时序数据清洗方法研究[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2022.
- LI C Y. Research on time series datacleaning method based on correlation[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2022.
- [17] 郭志喜, 牛鹏飞, 郭峻源, 李广朋. 制造企业集群下信息模型驱动的能耗分析及预测方法研究[J/OL]. 机电工程技术, 2025. http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1522.th.20250116.1651.006.html.
- GUO Z X, NIU P F, GUO J Y, LI G P. Research on information model-driven energy consumption analysis and prediction method in manufacturing enterprise cluster[J/OL]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2025. http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1522.th.20250116.1651.006.html.
- [18] 王加昌, 赖跖, 唐雷, 田野, 刘梦娟. 基于深度神经网络的设备剩余使用寿命预测研究[J]. 计算机应用与软件, 2024, 41(8): 60-66.
- WANG J C, LAI Z, TANG L, TIAN Y, LIU M J. Remaining useful life estimation based on deep neural networks[J]. Computer Applications and Software, 2024, 41(8): 60-66.
- [19] 翟文君. 工业智能化技术在机电一体化装配过程优化中的应用探究[J]. 仪器仪表用户, 2025, 32(1): 90-92.
- ZHAI W J. Research on the application of industrial intelligent technology in the optimization of mechatronics assembly process [J]. Instrumentation Customer, 2025, 32(1): 90-92.
- [20] 朵灏, 王文跃, 吴辉. 当前我国制造业质量大数据应用分析与策略建议[J]. 通信企业管理, 2024(11): 25-28.
- [21] 徐红丹, 王玖河. 人工智能与制造企业新质生产力——基于双重机器学习模型[J]. 软科学, 2025, 39(5): 26-33.
- XU H D, WANG J H. Artificial Intelligence and new-quality productive forces in manufacturing enterprises: Based on double machine learning model[J]. Soft Science, 2025, 39(5): 26-33.
- [22] 王小川. SYMEO 雷达距离传感器在智能行车上的应用[J]. 冶金自动化, 2022, 46(S1): 425-426.
- [23] 王铁毅, 曹永彬, 王伟. 钢铁企业云计算平台研究及应用[J]. 冶金自动化, 2013, 37(5): 12-15, 36.
- WANG T Y, CAO Y B, WANG W. Cloud computing platforms research and development in iron and steel industry[J]. Metallurgical Industry Automation, 2013, 37(5): 12-15, 36.

(责任编辑:杨浩雪)