

DOI: 10.13228/j.boyuan.issn0449-749x.20210088

烧结系统智能制造与大数据技术应用探讨

刘 颂¹, 赵亚迪¹, 甘 丽¹, 冯 伟¹, 李福民², 吕 庆²

(1. 唐山学院计算机科学与技术系, 河北 唐山 063000; 2. 华北理工大学冶金与能源学院, 河北 唐山 063210)

摘 要: 为了提升烧结工序的智能制造水平,系统总结了近几十年来烧结系统模型的研究进展。针对当前烧结终点预报、烧结矿成分和质量预报以及烧结配料优化模型存在的问题,开展了基于大数据、集成学习和深度学习等技术的烧结系统参数预报与优化研究,并着重介绍了模型在预报精度及泛化能力提升方面取得的成效。基于上述烧结系统参数预报模型,提出了现场应用烧结过程参数预报与优化系统系统的硬件结构设计和软件结构设计方法。最后从钢铁行业需求出发,剖析了先进信息化技术与工业自动化装备深度融合是提升烧结系统智能制造水平的重要途径,并探讨了大数据及人工智能技术在铁前烧结领域的研究方向和应用前景。

关键词: 烧结; 预测模型; 大数据; 集成学习; 深度学习

文献标志码: A **文章编号:** 0449-749X(2021)10-0054-11

Discussion on intelligent manufacturing of sintering system and application of big data technology

LIU Song¹, ZHAO Ya-di¹, GAN Li¹, FENG Wei¹, LI Fu-min², LÜ Qing²

(1. Department of Computer Science and Technology, Tangshan College, Tangshan 063000, Hebei, China;

2. College of Metallurgy and Energy, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, Hebei, China)

Abstract: In order to improve the intelligent manufacturing level of the sintering process, the research progress about the sintering system model in recent decades was systematically summarized. For the current problems in the models of sintering endpoint prediction, composition and quality prediction of sinter ore, and batching optimization, the prediction and optimization of the parameter in the sintering system were investigated by using big data, integrated learning and deep learning. Accordingly, the remarkable results in terms of the improvement in the prediction accuracy and the generalization ability were also emphatically introduced. Moreover, based on the parameter prediction model mentioned above, the hardware and software structure design methods of the parameter prediction and optimization system for on-site application were put forward. Finally, starting from the needs of the iron and steel industry, the point of view, the further integration of advanced information technology and industrial automation equipment was an important way to improve the level of intelligent manufacturing of sintering systems was analyzed, and the research direction and application prospects of big data and artificial intelligence technology in the sintering were also discussed.

Key words: sintering; predictive model; big data; integrated learning; deep learning

高炉炼铁讲究“七分原料,三分操作”,稳定的入炉原料对高炉顺行和指标改善至关重要。在中国,烧结矿作为高炉的主要原料,占高炉入炉含铁原料比例的 70%~80%,是高炉合理炉料结构的重要组成部分。中国虽然矿产资源丰富,但贫矿比例较大。在进行冶炼前,大部分矿粉需要经过破碎、筛分和选矿,然后进行烧结造块,使其形成的烧结矿符合高炉冶炼的要求。烧结矿性能的优劣将直接影响到炼铁系统的稳定性、铁水质量以及能源消耗。

由于烧结生产存在部分参数不可在线监测的问题,并且烧结矿化学成分和质量指标检测滞后,采用人工经验的传统操作方法,造成烧结异常状态的诊断和调整存在随机性,无法应对复杂工况的变化。为了优化烧结生产过程,实现对烧结过程的准确预测与优化控制,长期以来许多专家和学者在烧结过程参数、烧结矿成分和质量指标预报以及烧结配料优化等方面开展了大量的研究,并建立了许多较有成效的模型及系统软件。但是,由于烧结工序流程

基金项目: 河北省教育厅科学技术研究资助项目(BJ2021099)

作者简介: 刘 颂(1990—),男,博士,讲师; E-mail: neversettle0722@163.com; 收稿日期: 2021-02-19

通讯作者: 赵亚迪(1991—),女,硕士,助教; E-mail: didis911229@163.com

长、结构复杂以及生产条件经常发生变化,导致上述成果仍然存在许多不可解决问题。

随着德国“工业 4.0”战略的提出,全球开始了以生产高度数字化、网络化、机器自组织为标志的第 4 次工业革命,发起了一场整体改善制造业、拥抱新一轮科技革命的浪潮^[1]。2015 年,中国发布了《中国制造 2025》发展规划,提出以提质增效为中心,以加快新一代信息技术与制造业融合为主线,以推进智能制造为主攻方向,最终实现中国的“智能工厂”的目标^[2]。党的十九大报告指出,加快建设制造强国,推动互联网、大数据、人工智能和实体经济的深度融合,促进传统产业的优化升级。烧结工序作为炼铁系统的关键流程,需要以“中国制造 2025”为契机,首先建立大数据相关分析模型,实现智能分析与决策。

近年来,数据信息的爆炸式增长促进了大数据技术的蓬勃发展。大数据技术是数据科学领域的全新技术架构,对数据量大、类型复杂、需要即时处理和价值提纯的各类数据,综合运用新的数据感知、采集、存储、处理、分析和可视化等技术,进行价值提取^[3]。目前,大数据技术已在制造业、能源、交通等领域得到广泛应用。铁前系统的历史生产数据浩瀚如烟,每天产生的各种数据可达 GB 级以上。基于铁前系统中储存的海量历史生产数据和完善的在线监测条件,将大数据技术与冶金工艺相结合,通过综合运用烧结工艺理论、先进智能算法和专家规则模型等多领域知识,建立烧结过程参数预报与优化系统,对烧结生产状态的在线分析、智能预警与决策优化具有重要意义^[4-16]。

1 烧结系统模型研究进展及存在问题

1.1 烧结终点预报模型

烧结终点与烧结矿质量、产量以及成本关系密切。由于烧结生产具有大滞后性和动态时变性,目前暂无直接检测烧结终点状态的仪器设备^[17]。无论是采用风箱废气温度法^[18]、负压法^[19]和废气成分判断法^[20]估算终点位置,还是在机尾观测红层^[21],只能对终点状态进行定性判断,而且在时间上是滞后的。寇传乾^[22]和 Vescovi M R 等^[23]分别建立了基于局部变量(如温度上升点、原料透气性或风箱压力等参数)为输入的烧结终点预测模型,此类模型比较适合于生产稳定状态下的预测,实际应用局限性较大。

随着计算机处理能力的提高,一些人工智能方

法开始应用于烧结生产过程,例如聚类、支持向量机(SVM)和人工神经网络(ANN)等^[24]。黄晓贤等^[25]利用模糊聚类算法对烧结生产数据进行分析,通过 SVM 建立了床层渗透状态预测模型。WU M 等^[26]利用灰色理论和 BP 神经网络相结合的建模方法推导出烧结终点预测模型,并实现了终点的混合模糊预测控制。此类模型的研究成果对实际生产起到了一定的指导作用。但是,由于建模过程中使用数据量较少,仍存在泛化能力较差的问题。

1.2 烧结矿成分预报模型

烧结原料来源广、品种多、成分波动较大,加之,烧结工艺过程的复杂性和滞后性,这使得烧结矿的化学成分很难被准确控制,所以提前预报和掌握当前烧结矿的成分具有重要意义^[27]。烧结矿化学成分预报模型可被划分为 3 类,分别为机理模型、规则模型和智能预测模型。

Cumming M J 等^[28]开发了铁矿石烧结的模拟模型,根据原料与烧结矿之间的物料平衡关系对烧结矿的化学成分进行预测。烧结过程中的一些机理尚不十分明确,要建立一个标准的机理模型来涵盖烧结过程的所有状态,几乎是不可能的。而且大部分建立的机理模型往往采用了一些假设,简化了烧结过程。因此,用这种模型来预测成品烧结矿的成分存在很大不确定性。

龙红明等^[29]建立了多周期运行模式的烧结矿化学成分预报模型,并基于知识库和正向推理机技术开发了化学成分控制专家系统。烧结过程复杂多变,构建一套全面、有效地知识库用于储存烧结领域的所有知识比较困难,知识库迭代完善周期较长,导致规则模型常常因为找不到匹配规则不能给出满意的专家结论。

申炳昕等^[30]和宋强等^[31]分别采用 ANN 和最小二乘支持向量机(LSSVM)建立了烧结矿化学成分的预测模型。LIAO J 等^[32]采用模糊神经网络和 GA 的混合算法,建立了 TFe、SiO₂、CaO 含量预测模型。传统智能预测模型主要采用的方法为 ANN、LSSVM 以及 ANN 的改进算法。此类算法不仅具有固有的缺陷,而且同为浅层学习算法,其在给定大量数据样本时很难获得复杂的非线性关系^[33-34],进而影响模型对烧结矿化学成分的预测结果。

1.3 烧结矿质量预报模型

烧结矿占高炉入炉原料的 70% 以上,烧结矿质量的优劣将直接影响着高炉顺行、铁水质量以及炼

铁能耗。因此,预测烧结矿的质量对优化炼铁生产具有重要的指导意义。Kawaguchi T 等^[35]建立了铁矿石烧结综合模拟模型,实现了烧结矿质量、能耗、产率和其他操作性能的预测。由于模型构建以烧结杯试验数据为基础,导致模型输出结果与生产实际存在一定的偏差。Kanjilal P P 等基于时间序列分析法建立了 FeO 含量与强度指数预测模型。基于时间序列的预测模型因突出时间序列,而未考虑过程变量的影响,导致模型仅适合于短期预测,且存在预测误差较大的缺陷。袁晓丽等^[36]将数学模型与铁矿粉烧结配矿的特点相结合,将配矿方案、原料性能、工艺参数与烧结矿冶金性能之间建立联系,应用 BP 神经网络建立了质量预报模型。针对 BP 网络固有的局限性,张军红等^[37]应用改进的 BP 学习算法建立了烧结矿 FeO 含量预测模型,该模型与传统的 BP 神经网络模型相比,模型预测精度提升 5.1%。

综上所述,烧结矿质量预报模型取得了长足的进步,对烧结生产技术和企业经济效益的提高起到了积极的推动作用。但是,上述质量预报模型大部分为离线模型,而质量的在线实时预报才能真正的发挥其价值优势;工厂烧结过程涉及因素众多,目前的预报模型过于简化,未全面考虑影响烧结质量指标的所有因素,而且不能区分各条烧结生产线以及个体烧结机的质量指标。

1.4 烧结配料优化模型

配料是以工艺规定的烧结矿成分、质量为目标,根据当前原料的物理特性、化学成分和库存量,确定合适原料配比的过程。与拥有固定矿源的国外钢铁企业不同,国内钢铁企业烧结生产所用原料存在来源和供应不稳定、品种杂、原料成分波动大等问题,这使得原料结构的复杂程度增加,给烧结生产的快速、精准配矿带来很大困难^[38-39]。因此,如何实现多种含铁原料的合理搭配成为烧结领域的重要研究方向。从早期的经验配料法发展至今配料过程的优化大致可分为以下几个阶段。

经验配料法是一种以机理模型为基础,采用人工经验制定配比,然后通过烧结杯试验对配矿方案进行验证的方法^[40]。此方法存在劳动强度大、对人工经验依赖程度高、效率低下等问题,适应于对多种新进铁矿原料比例的确定。

基于线性规划的配料法以成本最低作为目标函数,对原料使用比例、化学成分指标等进行约束,通过建立一次和二次配料过程的优化模型,采用线性

规划模型实现烧结原料配比的优化^[41-42]。采用线性规划法的配料模型必须将烧结配料简化为线性关系模型,但实际生产过程中,配料过程并非简单的线性关系,所以基于单一线性规划的配料法存在不确定性。

基于智能优化的配料法是一种以成本最低作为目标函数,通过对烧结矿的化学成分和物理性能进行约束,采用智能算法(如 GA、粒子群算法(PSO)和蚁群算法(ACO)等)对烧结原料配比进行求解的方法^[43]。因为此类模型在优化原料配比的过程中,没有充分考虑烧结过程参数对烧结矿成分、质量的影响,因此,具有一定的局限性。

基于预测模型的配料法是将基于线性规划法的配料模型与预测模型相结合,采用预测模型对烧结矿的质量指标进行预测,将预测结果作为反馈,通过专家规则调整配料模型的约束条件,从而优化原料配比^[44]。此类模型由于融入了人为设定的专家规则,导致基于预测模型反馈的配料模型未完全形成闭环,在配比优化过程中,无法快速获得最优原料配比。

2 大数据技术在烧结系统的应用研究

2.1 大数据技术应用于烧结系统的理论基础

烧结过程是一个流程长、影响因素多和机理复杂的动态系统,具有大滞后性、复杂性和非线性等特点。目前采用少样本和单一浅层算法开发的烧结过程参数预报模型,并不能很好地适应动态且多变的烧结生产环境。为了建立准确且稳定的烧结过程参数预报模型,需要解决以下难题:由于烧结现场环境恶劣,高温、高湿和高粉尘条件下的仪表设备会经常损坏,导致现场数据存在噪声干扰、异常值和缺失值等问题;海量烧结生产原始数据中含有大量无用甚至是错误的信息,高维度、低质量的数据会对模型准确性、稳定性造成严重的影响;烧结工艺过程复杂,需要采用先进的算法模型有效捕捉到实际生产工序中多参数交互影响的非线性变化规律。

大数据技术中包含的很多方法能够合理解决上述问题。XU P 等^[45]针对石化系统中数据存在噪声、高维、不平衡和时间相关等特点,提出了一种使用对抗神经网络(GAN)和长短期记忆网络(LSTM)预测管道泄漏的新型分类模型。该模型的 F1-score 和 AUC 分别达到了 0.816 6 和 0.894 0,与现有隐马尔可夫模型相比,其 F1-score 和 AUC 指标分别为隐马尔可夫模型(F1-score 和 AUC 分

别为 0.408 7 和 0.627 4) 的 2 倍和 1.4 倍,证明了该模型在故障预测方面的优异性。DENG J F 等^[46]提出了一种基于 DNN 的热轧带钢凸厚预测模型。使用从热轧厂收集的 10 133 个卷材的生产数据建立了预测模型,模型均方根误差(RMSE)达到 $2.06 \mu\text{m}$,并且 97.04% 预测数据的绝对误差小于 $5 \mu\text{m}$ 。Ahmad M W 等^[47]比较了基于集成树的机器学习模型(随机森林(RF)和极端随机树(ET)、决策树(DT)和支持向量回归机(SVR))来预测太阳能集热器的有用小时能量系统。对开发模型的泛化能力(稳定性)、准确性和计算成本进行比较,结果表明,RF 和 ET 具有可比的预测能力,在测试数据集中预测性能 RMSE 值分别为 6.86 和 7.12。

综上所述,大数据技术的很多方法已经被广泛研究,并且在许多领域已经取得了良好应用效果。随着土地、劳动力等因素价格的飞速上涨以及资源环境等压力的不断增加,中国传统制造业的竞争优势正在衰减,面临着发达国家再工业化以及发展中国家低成本承接产业转移的双重压迫。迫切需要借助大数据为代表的新兴信息技术,积极推进中国钢铁工业的转型升级,形成制造业发展新优势,以实现钢铁工业的可持续发展。因此,开展了基于大数据技术烧结系统参数预报与优化研究。

2.2 烧结系统参数预报与优化研究

2.2.1 烧结终点预报模型

构建了融合梯度提升树(GBDT)算法和决策规则的烧结终点预报系统,解决了基于烧结工序采集数据建立系统模型来在线动态预测终点状态的难题。

在实时终点状态的检测中,采用改进的风箱废气温度法实现了对烧结终点的软测量。将终点对应的风箱号 X_{\max} 与风箱长度 z 相乘,可得到烧结终点距 1 号风箱起始点的位置距离 L ,如图 1 所示。这进一步提高了对终点位置判断的精准度。

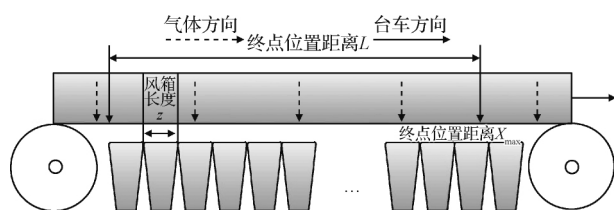


图 1 烧结终点位置距离示意图

Fig. 1 Schematic diagram of distance of sintering endpoint

在烧结终点状态预测模型的构建中,将烧结机

机速、九辊速度、主管道废气温度均值、风机风量均值、风门开度均值、风箱废气温度和风箱负压等在线参数作为模型的输入,烧穿点位置和温度的软测量结果为输出。采用工艺知识和多种特征选择方法相结合,筛选出了与烧结终点相关的重要特征变量。选用梯 GBDT 算法建立了烧结终点位置预报模型和终点温度预报模型,并利用网格搜索和交叉验证的方法对集成算法的参数进行了优化。选取了 13 763 组预处理数据集建立了基于训练数据的系统模型,在此基础上,对预报模型的输出添加了相应的决策模型。

测试结果证明,在 1.25 m 误差范围内,添加决策规则的终点位置预报模型命中率达到 85.6%,终点温度预测模型的拟合优度(R^2)达到 0.809,实现了对烧结终点状态的在线、精准判断^[48]。终点温度预报模型与添加决策规则的终点位置预报模型测试效果如图 2 所示。

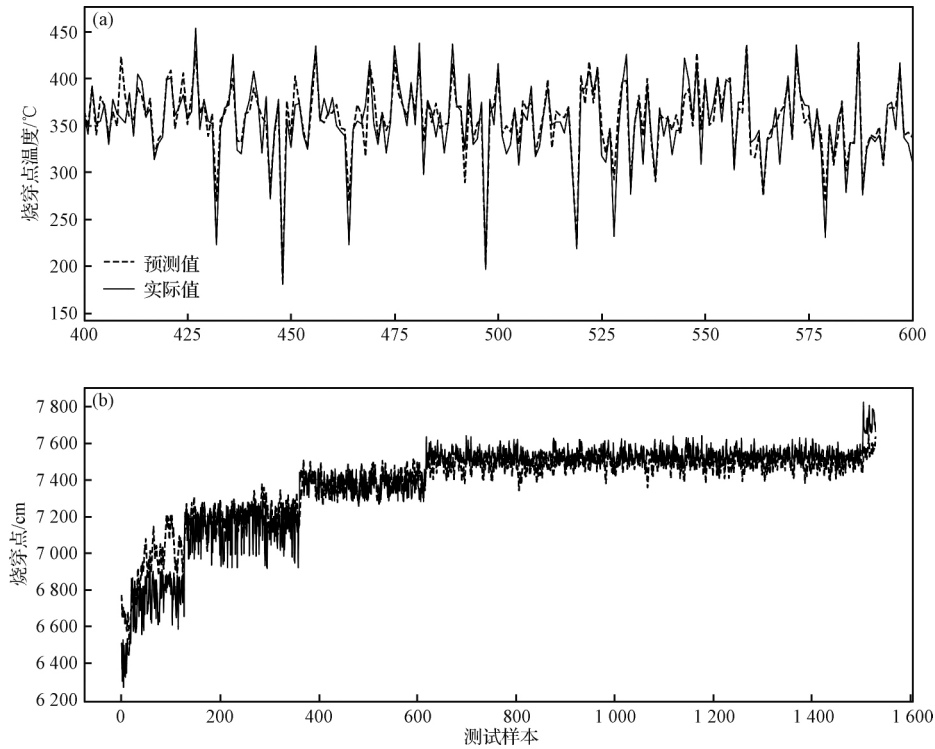
2.2.2 烧结矿成分预报模型

提出了一种基于深度神经网络的烧结矿成分集成预报模型,解决了烧结矿成分离线检测频次低,且存在时间滞后的难题。

模型由在线成分监测模型与提前成分预报模型两部分组成,这两个模型分别是基于特征参数和时间序列参数为输入,烧结矿化学成分为输出的监督模型。提前成分预报模型是基于历史成分检测结果的时间序列,对 2 h 后的成分进行预报。在线成分监测模型是基于历史的烧结矿成分与原料动态配比、烧结过程参数(操作参数、状态参数)的对应关系,实现对当前烧结矿成分的在线监测。

在模型构建过程中,使用了 37 亿多条数据样本和 100 多个维度的参数。采用箱型图法和孤立森林算法对噪声数据进行了检测和过滤,在此基础上,提出了关键特征选择法和皮尔逊相关系数法解决了高维问题,得到了每种成分($w(\text{TFe})$ 、 $w(\text{FeO})$ 、 $w(\text{V}_2\text{O}_5)$ 和 $w(\text{CaO})/w(\text{SiO}_2)$)预报模型的输入参数为 56 个维度。建立了基于 DNN 和 LSTM 回归器来解决烧结矿成分实时监测与提前预报的难题。通过对各个模型网络参数与结构的优化,进一步提高了模型的预测精度。通过大量测试结果表明,相比于 RF、MLP、ARIMA 和 SVR 算法,提出的方法性能优,较好模型的 R^2 (度量拟合优度的统计量)达到 0.92 以上,且 MSE、MAE 趋近于零值。基于上述方法建立的烧结矿 $w(\text{FeO})$ 和 $w(\text{CaO})/w(\text{SiO}_2)$ 预报模型测试效果如图 3 所示。因此,本文提出的

方法更适合钢铁工业烧结系统中烧结矿成分的 预报^[49]。



(a) 烧结终点温度；(b) 烧结终点位置。

图 2 终点状态预报模型测试效果

Fig. 2 Test results of end-point state prediction model

2.2.3 烧结矿质量预报模型

提出了一种基于集成学习算法的烧结矿质量综合预报模型,解决了传统质量预报模型预报精度低,且泛化能力差等难题。

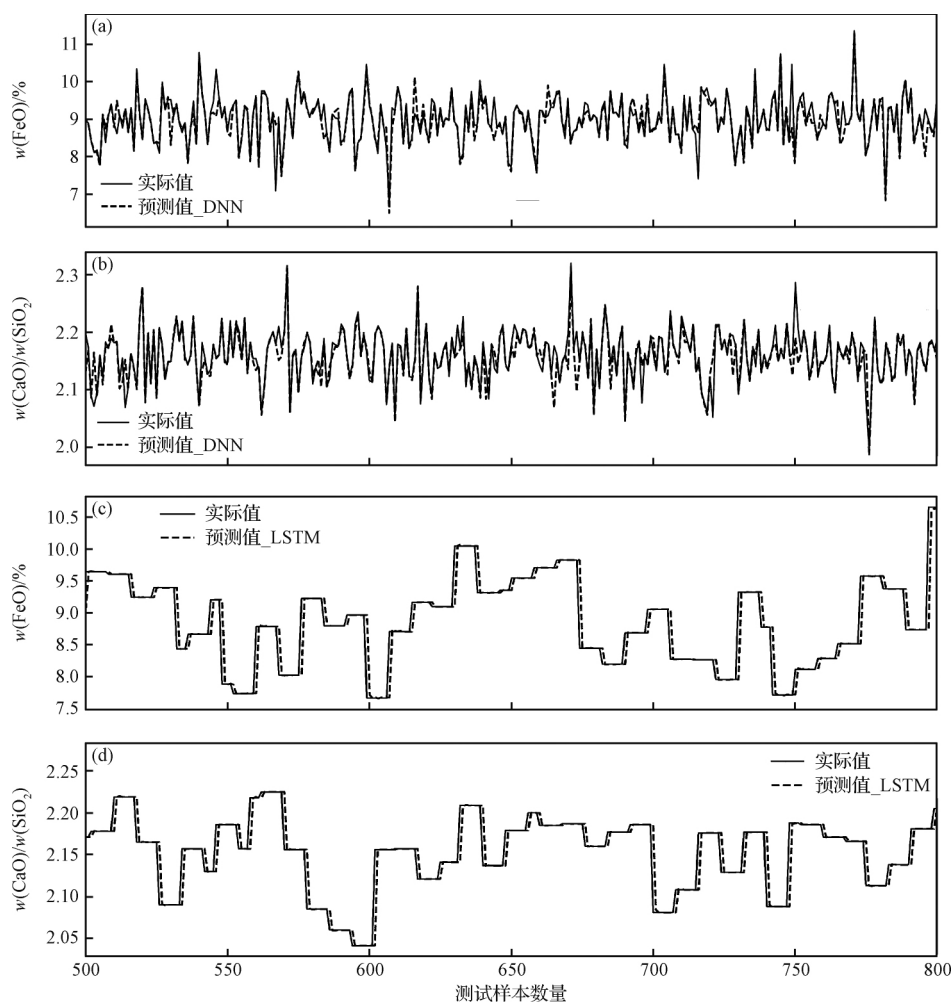
对烧结矿的转鼓强度和筛分指数进行聚类分析,将聚类结果与烧结工艺相结合,创建了一套烧结矿质量综合评价方法。为了去除冗余或不相关的特征,采用 RFE、Stability 和 RF 多种特征选择方法筛选出与烧结矿质量指标相关的重要特征变量;为了获得更高的模型预报性能,应用大规模算法训练池分别建立了烧结矿质量综合指标分类模型、转鼓强度和筛分指数回归模型。通过多个模型性能的比较分析,得出基于 ET 建立的质量预报模型精度最高。使用测试集对最优模型应用效果进行了验证,测试结果如图 4 所示。质量综合指标分类模型的 F1-Score 为 0.92,转鼓强度和筛分指数回归模型的 R^2 分别为 0.89 和 0.85。上述结果证明,质量综合预报模型具有良好的学习和泛化能力,能够对烧结矿的质量指标进行准确预测^[50]。

2.2.4 烧结配料调整与优化模型

针对传统离线配料方法准确率和经济性不高的问题,从实时性、技术要求和经济效益 3 方面综合考虑,提出了基于机器学习与智能算法的在线配料系统,解决了多因素影响下烧结原料配比的准确求解和在线快速计算。

采用 MLR 和 LightGBM 算法开发了混合料性能预报模型,该模型能够基于烧结矿成分和质量指标要求以及当前烧结生产的过程工艺参数计算得到满足条件的混合料性能。使用贝叶斯优化技术,得到了 LightGBM 算法的最优超参数集合,将基于 BO-LightGBM 算法的混合料全铁和 V_2O_5 预报模型与其他算法模型进行比较,证明了 BO-LightGBM 算法模型在预测精度和时间响应方面的优越性。建立了预配料模型和烧结配料模型,并采用差分进化算法和 GA 实现了对给定混合料性能对应最低原料成本配比的求解。

应用实际生产数据对配料调整与优化模型进行验证,试验结果证明,针对原料配比微调的案例,



(a) 基于 DNN 算法的 $w(\text{FeO})$ 模型; (b) 基于 DNN 算法的 $w(\text{CaO})/w(\text{SiO}_2)$ 模型;
(c) 基于 LSTM 算法的 $w(\text{FeO})$ 模型; (d) 基于 LSTM 算法的 $w(\text{CaO})/w(\text{SiO}_2)$ 模型。

图 3 在线成分监测模型与提前成分预报模型的测试效果

Fig. 3 Test results of online component monitoring model and advanced component prediction model

模型能够快速计算得到满足烧结矿性能要求且成本较低的配料方案。此外,采用 GA 计算得到的配料方案,其对应的混合料性能与实际配比方案更加接近,而且配比成本降低了 29.54 元/t。

3 烧结过程参数预报与优化系统的构建

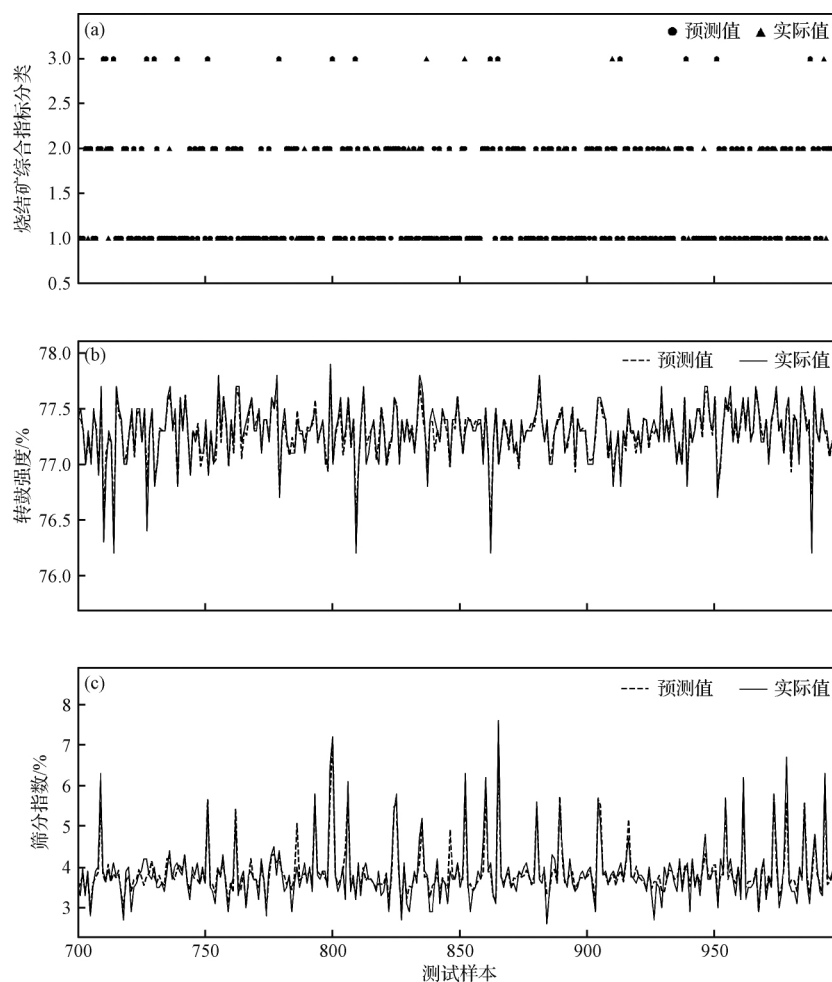
结合某钢铁企业 360 m² 烧结机及其配套的自动化、信息化设备,基于上述烧结系统参数预报模型提出了建立烧结过程参数预报与优化系统的方法,主要包括系统硬件结构设计和软件结构设计。

3.1 系统硬件结构设计

此钢铁企业的 360 m² 烧结机工艺设备齐全,仪表设备运行状态良好,并配备了烧结智能报表系统,

对燃料破碎系统、配料系统、混合上料系统、烧结冷却整粒系统、成品系统、返矿系统、除尘系统以及余热利用系统等监测和控制软件中产生的数据进行有效保存和记录。现场控制系统采用分散控制、集中管理的模式,配备了典型的 3 级递阶结构,如图 5 所示。

(1)基础自动化级(Level 1)。该层采用 1 套施耐德公司 Quantum 系列 PLC 产品,主要执行烧结配料和抽风烧结过程的监测与控制,通过 I/O 模块和 Profibus-DP 网实现仪表检测结果的采集以及控制命令的下发。Level 1 网络采用总线型工业以太网,通过交换机实现基础级 PLC 通信模块与混匀料场数据库、烧结机本体数据库、各个操作站和工程师站的数据交互。



(a) 烧结矿综合指标分类; (b) 转鼓强度; (c) 筛分指数。

图 4 烧结矿质量预报模型的测试效果

Fig. 4 Test results of sinter quality prediction model

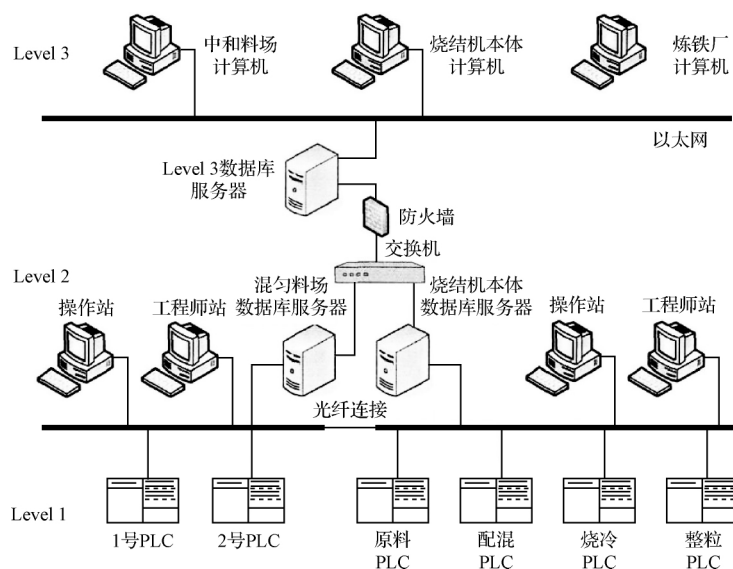


图 5 烧结过程参数预报与优化系统硬件结构

Fig. 5 Hardware structure of sintering process parameter prediction and optimization system

(2)过程控制层(Level 2)。该层主要完成对分布于各处的 PLC 中关键参数的实时监控与存储,以及现场操作者通过操作站给出的控制命令。该层拥有 2 个安置在不同位置的数据库服务器(混匀料场数据库服务器和烧结机本体数据库服务器),分别存储配料数据和烧结过程中的操作参数、状态参数等信息。烧结机控制系统也安装于该层,主要实现主要工艺参数的显示、记录、调节和异常报警等功能。

(3)制造执行层(Level 3)。该层拥有 1 台对烧结全过程数据进行监测和储存的服务器,该服务器除了使用交换机与混匀料场数据库服务器和烧结机本体数据库服务器进行通信、传输配料和烧结过程

的生产数据,还会通过公司主干网与企业资源计划系统(ERP)相连,读取原燃料性能、供应等信息。烧结过程参数预报与优化系统采用 B/S 架构,部署在 Level 3 的服务器中,能够同时被安装于混匀料场主控室、烧结机本体主控室、炼铁技术中心办公室的计算机进行访问和浏览。

3.2 系统软件结构设计

烧结过程参数预报与优化系统软件结构分为 3 层,包括数据通信层、参数预报与优化层和决策层,按照功能划分主要分为烧结数据仓库模块、烧结终点状态判断模块、烧结矿成分和质量预报模块、烧结配料调整与优化模块,其结构如图 6 所示。

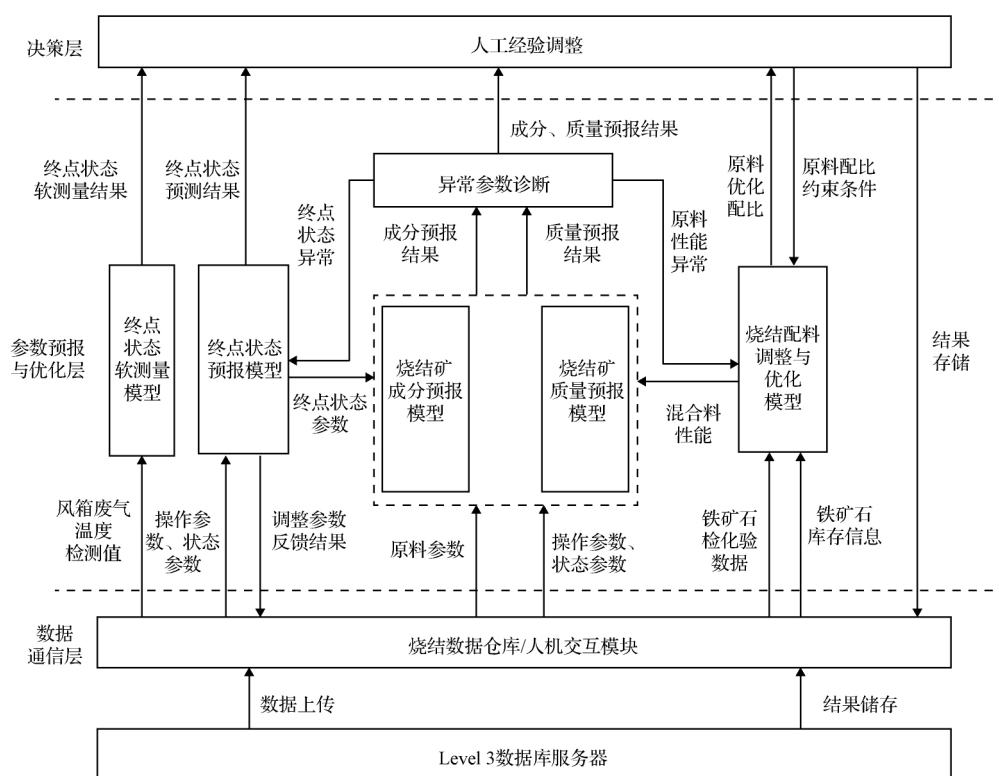


图 6 烧结过程参数预报与优化系统软件结构图

Fig. 6 Software structure diagram of sintering process parameter prediction and optimization system

烧结数据仓库模块主要实现预报与优化系统相关参数的读取功能,通过 SQL Server 搜索语句读取 Level 3 数据库中模型运行所需的数据。同时,人机交互模块可以接收烧结技术人员输入的原料初始配比、烧结矿化学成分和质量指标等约束,并能够在烧结数据仓库中对输入信息进行存储。

烧结终点状态判断模块由终点状态软测量模型和终点状态预测模型组成,软测量模型基于风箱废气温度检测值和台车长度实时计算得到当前烧结终点的位置和温度信息;以烧结机在线参数为输入的

终点预测模型能够预估 15 min 后终点状态变化。通过对终点状态实时结果与预估值的比较,方便现场操作者对终点波动情况的察觉与调整。

烧结矿成分和质量预报模块能够实现对烧结矿化学成分和质量指标的实时检测和提前预报。在线成分监测模型和烧结矿质量预报模型以混合料性能、烧结过程操作参数和状态参数为输入,实时计算机尾烧结矿的化学成分和质量指标;提前成分预报模型以在线成分监测模型输出结果和烧结矿成分化验结果为输入,对 2 h 后的成分变化进行预报。通

通过对机尾烧结矿性能的监测和预报,使现场操作者及时对烧结矿性能的异常情况进行预警。

烧结配料调整与优化模块基于异常参数诊断模型的反馈结果,对引起烧结矿成分和质量波动的混合料性能进行调整和优化。当模型诊断结果为混合料性能造成烧结矿成分或质量异常时,通过混合料性能计算模型得到满足要求的混合料成分,然后结合人工给出的配比约束、原料成分等参数,采用配比计算和优化模型获得成本最低的配料方案,并将结果反馈到人机交互界面,通过操作工长确认后方可实现快速变料。

4 大数据技术在烧结领域的研究探讨

钢铁工业是国民经济的重要基础产业,要实现可持续协调发展,必须通过信息化和工业化深度融合和组织结构优化^[51],以智能化为抓手,借助物联网、云计算、大数据、人工智能等技术应用,提高智能生产、智能管控、智能服务等方面的能力,实现行业发展的质量变革及效率提升。烧结生产是长流程的过程控制系统,具有大时滞、强耦合等特性,烧结系统在长期运行过程中积累了大量生产过程数据,如何充分发挥大数据的价值,并通过人工智能算法深度挖掘大数据中蕴藏的内在规律,有效预测和指导生产,通过交叉学科前沿技术的集成与实际应用,实现烧结大数据云平台交互、生产过程可视化、大数据挖掘与智能分析等目标,最终实现烧结生产的精细化、智能化,对整个炼铁系统意义重大。

目前,烧结工序具备较完善的生产工艺技术与自动化装备,可实时采集生产过程中的下料数据、布料数据、点火数据、温度数据以及压力数据等百余种参数变量,并进行储存,为烧结系统大数据技术应用和智能化水平提升提供了良好的研发基础和实施环境。如何在这些海量数据中分析出有价值的数据,并建立高效的智能分析、预测、诊断、可视化系统,为每一台烧结机服务,为同立方米等级烧结机提供标准服务,是接下来要重点研究的方向。大数据及人工智能技术在烧结中的应用,可以从以下 3 个方面进行设计与研究。

(1) 烧结大数据云平台设计与研发。烧结大数据云平台架构的总体研究是在不影响钢铁工厂既有系统和应用架构的前提下,整合现有产线中不同类型的数据源,实现生产内部数据端对端的高度集成。构建烧结全流程的数据仓库,通过数据孪生技术^[52]创建高保真的烧结产线虚拟模型,提供烧结全工艺

流程的数字足迹,对海量数据进行分类处理以及分析挖掘,建立满足不同业务需求的数据模型应用,更好地为生产服务。

(2) 基于大数据云平台的烧结全流程智能监测与诊断系统。将大数据技术、人工智能算法技术应用于烧结实际生产,针对不同问题筛选适用的智能算法模型,并针对实际参数信息对算法进行优化改进,实现烧结系统局部环节的智能监测与诊断。通过建立模型性能自纠正机制,使智能算法模型基于烧结大数据内在规律实现机器学习,有效弥补传统专家系统“大脑”固化的缺陷,大幅提升智能化水平。

(3) 基于烧结全产线信息协同的决策优化系统。基于烧结全流程智能监测与诊断系统中各个模型的预测结果,对烧结原料、状态参数、操作参数、能耗参数、环保参数、生产成本等数据与烧结矿质量、产量指标进行关联,建立多目标的协同优化模型。在吸收和继承传统专家系统模型技术的基础上,将采用改进智能优化算法的协同优化模型结果与基于推理机的专家知识库系统相结合,实现烧结系统波动状态下操作参数的协同优化。

5 结论

(1) 随着数据采集系统、信息技术和网络技术的发展,制造业进入了数字化时代。在此背景下,本文基于烧结系统中储存的海量历史生产数据和完善的在线监测条件,将大数据技术与冶金工艺相结合,通过综合运用烧结工艺理论、先进智能算法和专家规则模型等多领域知识,建立烧结过程参数预报与优化系统,对烧结生产状态进行在线分析、智能预警与决策优化。

(2) 通过系统地总结近几十年来烧结系统模型的研究进展,分别针对当前烧结终点预报、烧结矿成分和质量预报以及烧结配料优化模型存在的问题,开展了基于大数据、集成学习和深度学习等技术的烧结系统参数预报与优化研究,并建立了烧结过程参数预报与优化系统。研究结果表明,基于大数据和先进人工智能算法技术的烧结系统参数预报与优化模型在预报精度及泛化能力方面取得一定的提升效果。模型性能的提升不仅依靠于先进的人工智能算法,而且,与现场获取的数据质量以及积累的专家规则密切相关。

(3) 大数据及人工智能技术在烧结中的应用,可以从烧结大数据云平台设计与研发、基于大数据云

平台的烧结全流程智能监测与诊断系统和基于烧结全产线信息协同的决策优化系统3方面进行设计与研究。通过交叉学科前沿技术的集成与实际应用,实现烧结大数据云平台交互、生产过程可视化、大数据挖掘与智能分析等目标,最终实现烧结生产的精细化、智能化。

参考文献:

- [1] 黄阳华. 德国“工业 4.0”计划及其对我国产业创新的启示[J]. 经济社会体制比较, 2015(2): 1. (HUANG Yang-hua. German "Industry 4.0" plan and its enlightenment to China's industrial innovation[J]. Economic and Social System Comparison, 2015(2): 1.)
- [2] 李金华. 德国“工业 4.0”与“中国制造 2025”的比较及启示[J]. 中国地质大学学报(社会科学版), 2015, 15(5): 71. (LI Jin-hua. Comparison and Enlightenment between German "Industry 4.0" and "Made in China 2025"[J]. Journal of China University of Geosciences (Social Sciences), 2015, 15(5): 71.)
- [3] Wouter L, John W. Dealing with data: Upgrading infrastructure[J]. Science, 2011, 331(6024): 1515.
- [4] 张福明. 智能化钢铁制造流程信息物理系统的设计研究[J]. 钢铁, 2021, 56(6): 1. (ZHANG Fu-ming. Research and design on cyber physics system of intelligent iron and steel manufacturing process[J]. Iron and Steel, 2021, 56(6): 1.)
- [5] 姚林, 王军生. 钢铁流程工业智能制造的目标与实现[J]. 中国冶金, 2020, 30(7): 1. (YAO Lin, WANG Jun-sheng. Goal and realization of smart manufacturing in steel industry[J]. China Metallurgy, 2020, 30(7): 1.)
- [6] Schlechtingen M, Santos I F. Comparative analysis of neural network and regression based condition monitoring approaches for wind turbine fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(5): 1849.
- [7] LEI Y G, ZUO M J. Gear crack level identification based on weighted K nearest neighbor classification algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(5): 1535.
- [8] 刘文仲. 中国钢铁工业智能制造现状及思考[J]. 中国冶金, 2020, 30(6): 1. (LIU Wen-zhong. Current situation and thinking of intelligent manufacturing in China's iron and steel industry[J]. China Metallurgy, 2020, 30(6): 1.)
- [9] 王新东. 以“绿色化、智能化、品牌化”为目标规划设计河钢唐钢新区[J]. 钢铁, 2021, 56(2): 12. (WANG Xin-dong. Planning and design of HBIS Group Tangsteel new district with goal of "Green, Intelligent and Brand"[J]. Iron and Steel, 2021, 56(2): 12.)
- [10] 张洁, 高亮, 秦威, 等. 大数据驱动的智能车间运行分析与决策方法体系[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(5): 1220. (ZHANG Jie, GAO Liang, QIN Wei, et al. Analysis and decision-making method system driven by big data[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(5): 1220.)
- [11] Moslehi K, Kumar R. A reliability perspective of the smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2010, 1(1): 57.
- [12] 王春梅, 周东东, 徐科, 等. 综述钢铁行业智能制造的相关技术[J]. 中国冶金, 2018, 28(7): 1. (WANG Chun-mei, ZHOU Dong-dong, XU Ke, et al. Review of intelligent manufacturing technology in steel industry[J]. China Metallurgy, 2018, 28(7): 1.)
- [13] 张东霞, 苗新, 刘丽平, 等. 智能电网大数据技术发展研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 2. (ZHANG Dong-xia, MIAO Xin, LIU Li-ping, et al. Research on big data technology development of smart grid[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2015, 35(1): 2.)
- [14] 颀建新, 张福明. 钢铁制造流程智能制造与智能设计[J]. 中国冶金, 2019, 29(2): 1. (XIE Jian-xin, ZHANG Fu-ming. Intelligent manufacturing and intelligent design of iron and steel manufacturing process[J]. China Metallurgy, 2019, 29(2): 1.)
- [15] 邱卫云. 智能交通大数据分析云平台技术[J]. 中国交通信息化, 2013(10): 106. (QIU Wei-yun. Intelligent transportation big data analysis cloud platform[J]. China Traffic Information, 2013(10): 106.)
- [16] 张红, 王晓明, 曹洁, 等. 基于大数据的智能交通体系架构[J]. 兰州理工大学学报, 2015, 41(2): 112. (ZHANG Hong, WANG Xiao-ming, CAO Jie, et al. Intelligent transportation architecture based on big data[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2015, 41(2): 112.)
- [17] Usamentiaga R, Molleda J, Garcia D F, et al. Monitoring sintering burn-through point using infrared thermography[J]. Sensors, 2013, 13(8): 10287.
- [18] HU J Q, Rose E. Predictive fuzzy control applied to the sinter strand process[J]. Control Engineering Practice, 1997, 5(2): 247.
- [19] FENG Q M, LI T, FAN X H, et al. Adaptive prediction system of sintering through point based on self-organize artificial neural network[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2000, 10(6): 804.
- [20] Nath N K, Mitra K. Optimization pressure for iron ore sintering by genetic algorithm[J]. Ironmaking and Steelmaking, 2004, 31(3): 199.
- [21] 李明河, 孙雁飞. 烧结终点模糊控制应用探讨[J]. 安徽工业大学学报(自然科学版), 2004, 21(3): 193. (LI Ming-he, SUN Yan-fei. Study of the fuzzy control system for burning through point of sintering[J]. Journal of Anhui University of Technology(Natural Science), 2004, 21(3): 193.)
- [22] 寇传乾. 基于废气温度上升点的烧结终点预报系统[J]. 烧结球团, 2007, 32(5): 27. (KOU Chuan-qian. Sintering end point prediction system based on the rising point of exhaust gas temperature[J]. Sintering Pellets, 2007, 32(5): 27.)
- [23] Vescovi M R, Lamega M M, Farquhar A. Modeling and simulation of a complex industrial process[J]. IEEE Expert, 1997, 12(3): 42.
- [24] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine learning, 1995, 20(3): 273.
- [25] HUANG X X, FAN X H, CHEN X L, et al. Bed permeability state prediction model of sintering process based on data mining technology[J]. ISIJ International, 2016, 56(12): 2113.
- [26] WU M, DUAN P, CAO W H, et al. An intelligent control system based on prediction of the burn-through point for the sintering process of an iron and steel plant[J]. Expert Sys-

- tems Application, 2012, 39(5): 5971.
- [27] 范晓慧, 冯婧, 陈许玲, 等. 烧结矿化学成分预报模型与控制指导专家系统[J]. 矿冶工程, 2011, 31(4): 77. (FAN Xiao-hui, FENG Jing, CHEN Xu-ling, et al. Expert system for forecasting and controlling the chemical composition of sinter [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2011, 31(4): 77.)
- [28] Cumming M J, Thurlby J A. Developments in modelling and simulation of iron ore sintering[J]. Ironmak Steelmak, 1990, 17(4): 245.
- [29] 龙红明, 范晓慧, 陈许玲, 等. 基于神经网络预报的烧结矿化学成分控制专家系统[J]. 北京科技大学学报, 2006, 28(9): 867. (LONG Hong-ming, FAN Xiao-hui, CHEN Xu-ling, et al. Expert system for chemical composition control of sinter based on neural network prediction[J]. Journal of Beijing University of Science and Technology, 2006, 28(9): 867.)
- [30] 申炳昕, 范晓慧, 孙文东. 基于神经网络的烧结矿化学成分自适应预报系统的开发[J]. 烧结球团, 2002, 27(5): 1. (SHEN Bing-xin, FAN Xiao-hui, SUN Wen-dong. Development of an adaptive prediction system for sinter chemical composition based on neural network[J]. Sintering Pellets, 2002, 27(5): 1.)
- [31] 宋强, 王爱民. 基于 LS-SVM 的烧结矿化学成分软测量模型研究与应用[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(11): 2134. (SONG Qiang, WANG Ai-min. A study and application of soft measurement model of sinter chemical composition based on LS-SVM[J]. Computer Measurement and Control, 2009, 17(11): 2134.)
- [32] MENG J E, LIAO J, LIN J Y. Fuzzy neural networks-based quality prediction system for sintering process [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2000, 8(3): 314.
- [33] WANG H S, WANG Y N, WANG Y C. Cost estimation of plastic injection molding parts through integration of PSO and BP neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(2): 418.
- [34] DENG S J, JIA S Y, CHEN J. Exploring spatial-temporal relations via deep convolutional neural networks for traffic flow prediction with incomplete data[J]. Applied Soft Computing, 2019, 78: 712.
- [35] Kawaguchi T, Sato S, Takata K. Development and application of an integrated simulation model for iron ore sintering [J]. Iron and steel institute of japan, 1987, 73: 1940.
- [36] 袁晓丽, 范晓慧, 万新, 等. 烧结优化配矿模型的设计与软件开发[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009, 40(6): 1476. (YUAN Xiao-li, FAN Xiao-hui, WAN Xin, et al. Design and software development of sintering optimized ore matching model [J]. Journal of Central South University (Natural Science), 2009, 40(6): 1476.)
- [37] 张军红, 沈峰满, 谢安国. G-BP 算法在烧结矿 FeO 指标预测中的应用[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002, 23(11): 1073. (ZHANG Jun-hong, SHEN Feng-man, XIE An-guo. The application of G-BP algorithm in prediction of sinter FeO index[J]. Journal of Northeast University (Natural Science), 2002, 23(11): 1073.)
- [38] CAO W C, ZHANG J L, ZHANG T, et al. A genetic algorithm application to minimize pig iron cost[J]. ISIJ International, 2013, 53(2): 207.
- [39] LI K J, ZHANG J L, LIU Z J, et al. Optimization model coupling both chemical compositions and high-temperature characteristics of sintering materials for sintering burden[J]. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 2014, 23(11): 216.
- [40] 刘振林, 蔡漳平. 高铁低硅烧结矿配矿技术的试验研究[J]. 钢铁, 2001, 36(12): 1. (LIU Zhen-lin, CAI Zhang-ping. Experimental study on ore blending technology of high-speed low-silicon sinter[J]. Iron and Steel, 2001, 36(12): 1.)
- [41] 张艳允. 邯钢烧结配料优化的探讨[J]. 烧结球团, 2002, 27(2): 8. (ZHANG Yan-yun. Discussion on optimization of sintering ingredients in Hangang[J]. Sintering Pellets, 2002, 27(2): 8.)
- [42] 王道群. 线性规划在烧结矿配料中的应用[J]. 中国冶金, 2005, 15(8): 19. (WANG Dao-qun. Application of linear programming in sinter blending[J]. China Metallurgical Industry, 2005, 15(8): 19.)
- [43] 吕学伟, 白晨光, 邱贵宝, 等. 基于遗传算法的烧结配料综合优化研究[J]. 钢铁, 2007, 42(4): 12. (LÜ Xue-wei, BAI Chen-guang, QIU Gui-bao, et al. Research on comprehensive optimization of sintering ingredients based on genetic algorithm[J]. Iron and Steel, 2007, 42(4): 12.)
- [44] 王炜, 陈畏林, 贾斌, 等. 基于线性规划和神经网络的优化烧结配料系统开发[J]. 烧结球团, 2006, 31(1): 27. (WANG Wei, CHEN Wei-lin, JIA Bin, et al. Development of optimized sintering batching system based on linear programming and neural network [J]. Sintering Pellets, 2006, 31(1): 27.)
- [45] XU P, DU R, ZHANG Z B. Predicting pipeline leakage in petrochemical system through GAN and LSTM[J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 175: 50.
- [46] DENG J F, SUN J, PENG W, et al. Application of neural networks for predicting hot-rolled strip crown[J]. Applied Soft Computing, 2019, 78: 119.
- [47] Ahmad M W, Reynolds J, Rezgui Y. Predictive modelling for solar thermal energy systems: A comparison of support vector regression, random forest, extra trees and regression trees[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 203: 810.
- [48] LIU S, LYU Q, LIU X J, et al. A prediction system of burn through point based on gradient boosting decision tree and decision rules[J]. ISIJ International, 2019, 59(12): 2156.
- [49] LIU S, LIU X J, LYU Q, et al. Comprehensive prediction system of sinter composition based on DNN and LSTM[J]. Applied Soft Computing, 2020, 95: 106574.
- [50] LIU S, LÜ Q, LIU X J, et al. Synthetically predicting the quality index of sinter using machine learning model[J]. Iron-making and Steelmaking, 2020, 47(7): 828.
- [51] 殷瑞钰. 关于智能化钢厂的讨论——从物理系统一侧出发讨论钢厂智能化[J]. 钢铁, 2017, 52(6): 1. (YIN Rui-yu. Discussion on intelligent steel plant—Discussion on intelligent steel plant from physical system side[J]. Iron and Steel, 2017, 52(6): 1.)
- [52] HE R, CHEN G M, DONG C, et al. Data-driven digital twin technology for optimized control in process systems [J]. ISA Transactions, 2019, 95: 221.