大数据与智能计算在烧结系统中的应用研究

刘 然[1]，金 焕[1]，赵亚迪[2]，刘 颂[2]，刘小杰[1]，李可斌[3]，吕 庆[1]
(1. 华北理工大学 冶金与能源学院，河北 唐山 063017；2. 唐山学院 人工智能学院，河北 唐山 063000；
3. 唐山钢铁集团有限责任公司，河北 唐山 063000)

摘要： 通过系统地总结烧结工艺发展历程，围绕大数据技术在智能烧结过程中的应用研究，从烧结数据预处理、烧结关键参数预测、烧结关键参数评估与优化3个方面对智能化烧结技术进行了总结与分析。在烧结数据预处理方面，针对数据缺失、异常数值、数据量纲不同和特征冗余等问题，应综合考虑数据问题和算法特点，采取适当的插补缺失值、处理异常值、数据标准化和特征提取等方法，以提高数据质量和可信度。在烧结关键参数预测中，需要将大数据技术和烧结工艺理论相结合，采用深度学习和集成学习智能算法，建立烧结参数预测模型，提高模型的准确性和精准性。在烧结参数评估与优化控制方面，基于烧结过程数据信息与烧结工艺机制融合，采用机器学习方法建立烧结过程多目标协同优化模型，实现对烧结过程参数的评估与优化控制。基于新一代大数据技术和人工智能技术的发展，进一步展望了烧结智能系统未来的研究方向和发展前景。

关键词： 烧结工艺；大数据技术；数据预处理；机器学习；模型优化
中图分类号： TF046.4；TP18 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764(2023)06－0031－13
doi： 10.13403/j.sjqt.2023.06.082

Research on application of big data and intelligent computing in sintering system

LIU Ran[1], JIN Huan[1], ZHAO Yadi[2], LIU Song[2], LIU Xiaojie[1], LI Kebin[3], LÜ Qing[1]
(1. College of Metallurgy and Energy, North China University of Science and Technology, Tangshan 063017, Hebei, China; 2. College of Artificial Intelligence, Tangshan University, Tangshan 063000, Hebei, China; 3. Tangshan Iron and Steel Group Co., Ltd., Tangshan 063000, Hebei, China)

Abstract: By systematically summarizing the development process of sintering technology, based on the research on the application of big data technology in the process of intelligent sintering, the intelligent sintering technology is summarized and analyzed from such three aspects as sintering data preprocessing, key parameter prediction of sintering, and key parameter evaluation and optimization of sintering. In terms of sintering data preprocessing, in view of such problems as missing data, abnormal values, different data dimensions and feature redundancy, the data problems and algorithm characteristics should be comprehensively considered, and such appropriate methods as imputing missing values, handling outliers, data normalization, and feature extraction should be adopted to improve the data quality and credibility. In the prediction of key parameters of sintering, it is necessary to combine big data technology and sintering process theory, deep learning and ensemble learning intelligent algorithms are used to establish the prediction model of sintering parameters to improve the accuracy and precision of the model. In terms of sintering parameter evaluation and optimal control, based on the integration of sintering process data information and sintering process mechanism, a multi-objective collaborative

收稿日期： 2023－09－15；**修回日期：** 2023－10－19
基金项目： 唐山市应用基础研究科技计划项目(21130233C)；唐山市人才资助项目(B202302007)
作者简介： 刘 然(1979—)，男，博士，教授，从事炼铁理论与工艺、冶金智能化等方面的研究。
通信作者： 刘 颂(1990—)，男，博士，讲师，从事铁前大数据分析、冶金智能化等方面的研究。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

optimization model of sintering process is established by sampling machine learning method to realize the evaluation and optimization control of sintering process parameters. Based on the development of a new generation of big data technology and artificial intelligence technology, the future research direction and development prospect of sintering intelligent system are further prospected.

Key words: sintering process; big data technology; data preprocessing; machine learning; model optimization

在冶金行业中，烧结扮演着至关重要的角色，它是高炉炼铁的主要原料之一，占高炉含铁原料的70%～80%[1]。烧结的关键参数包括原料配比、烧结终点、烧结矿化学成分等，直接影响烧结矿的质量和产量。为了提高烧结矿的质量和产量，许多学者和专家对烧结过程关键参数预测以及烧结智能配矿优化等进行了大量的研究，并建立了许多预测模型。这些预测模型的研究成果对实际生产起到了一定的指导作用，使得烧结工艺的生产效率和产品质量得到了提高。然而，由于烧结过程是一个复杂的物理化学反应过程，具有强非线性、强耦合性、不确定性、时滞性、多约束等特点，使得烧结预测模型仍然存在一些问题需要解决，例如参数调整和优化的复杂性、专家系统的局限性、模型精度的有限性。同时，烧结生产过程中一些关键参数也难以直接在线检测和控制，导致烧结矿化学成分分析和质量控制滞后，影响烧结生产操作水平和烧结矿质量指标的提高[2-3]。

随着计算机智能控制技术的发展，大数据技术和智能化技术已成为解决烧结生产过程中诸多问题的研究方向和热点[4]。将大数据技术逐步应用到烧结生产过程中，对烧结过程中积累的数据进行深入分析，并结合人工智能、烧结工艺理论及经验知识，建立高效科学的烧结智能参数预测模型，可以解决传统烧结数据难表征、控制滞后、操作难调整、模型精度低等问题，从而提高烧结矿的质量和产量，实现烧结过程的节能减排[5-6]。

文中围绕大数据技术和智能算法在烧结过程中的应用，从烧结数据预处理、烧结关键参数预测、烧结关键参数评估与优化3个方面总结分析了智能烧结技术的代表性和重要成果，探讨了大数据和智能算法在烧结技术研究和应用中的发展趋势。

1 烧结数据预处理

1.1 数据清洗

烧结数据缺失主要是由于烧结生产过程中设备故障、传感器异常、人工操作不当、数据记录错误等问题造成的。处理数据缺失常见方法包括：删除缺失值法和填补法。直接删除缺失值是最简单、最直接的方法，但它会丢失缺失值对象中隐藏的信息，导致数据集变小，从而影响后续分析的可靠性。然而，填补法基于现有数据和其他相关变量的信息预测缺失值，确保数据信息的完整性和准确性，有利于后续统计分析和建模结果的准确性和可靠性[7-8]。不同缺失值处理方法如表1所示。

表1 不同缺失值处理方法

Table 1 Processing methods of different missing value

数据缺失的特点	缺失值处理方法
少量缺失(缺失值占比低于5%)或大量缺失(缺失值占比高于60%)	直接删除缺失值法
间断性数据缺失	填补法
连续性数据缺失	基于机器学习的预测填补法

在烧结数据中，由于各种原因，采集到的数据往往存在偏离正常范围的异常值。这些异常值可能导致数据分布不均匀，若将它们与正常的烧结数据结合起来进行数据分析和模型训练，将对模型训练产生不利影响。

对异常值的处理包括4个步骤：① 删除同一时间频率的参数重复值；② 剔除不符合实际烧结工艺的异常值；③ 识别出烧结机工作参数和状态参数数据中的异常值。目前，从数据的统计学性质出发，进行烧结异常数据识别的技术手段有两种：拉依达准则(3σ法)和箱型图[9-10]；从机器学习的角度出发，需选用适当的算法对异常值进行识别，目前所采用的算法主要包括：聚类算法、孤独森林法等；④ 异常值的处理。对于无效的异常值，通常通过采样直接删除或作为缺失处理，然后按照缺失值的处理方法进行填充；对于有效

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

的异常值，通常保留此类数据。在实际应用中，烧结工艺数据是复杂多样的，且存在多种类型的异常值。因此，有必要综合考虑数据问题和算法特点，科学地选择数据处理方法[11]。

1.2　数据标准化处理

烧结数据进行标准化处理的作用主要有两点：

(1) 消除特征参数之间的量纲差异。烧结数据通常包含多个特征参数，如温度、湿度、时间等，这些特征参数可能具有不同的单位和数值范围，导致量纲差异。通过标准化处理，这些特征参数的数值范围可以统一到相似的尺度，有助于确保各种特征参数对模型中结果影响的相对平衡，并避免某些特征参数由于其数值范围大而对模型产生过度的影响。

(2) 提高模型的准确性和稳定性。许多机器学习和统计模型对输入数据的规模很敏感，如果烧结数据不标准化，可能会导致模型结果不准确或不稳定。标准化处理可以平衡各种特征参数的权重，确保它们对模型结果的贡献相对平衡，从而提高模型的准确性[12-13]。

综合以上两点作用，研究中常采用的数据标准化处理方法主要为 min-max 标准化法和 z-score 标准化。

1.3　特征参数提取

烧结数据中可能包含大量特征参数，但并非所有特征参数都对建模和预测有用，某些特征可能是多余的、不相关的或噪音的。为了能够减少冗余特征参数和噪音特征参数的影响，提高模型的建模效果和预测准确度，需要运用大数据技术根据实际预测问题进行特征参数选择，筛选出最相关、最具有信息量的特征参数[14-15]。特征参数提取方法主要分为基于特征参数重要性排序和基于特征参数统计方法两类。

(1) 基于特征参数重要性排序是一种常见的特征参数提取方法，它通过使用某种算法或模型来评估每个特征参数对于目标变量的重要性，并将特征参数按照重要性进行排序。常见的几种用于特征参数重要性排序方法：随机森林、梯度提升决策树、岭回归、XGBoost 或 LightGBM。吕庆等[16]在预测烧结矿 FeO 含量研究中，运用 XGBoost 对特征参数贡献度进行排序，实现特征参数剔除，提高了模型准确度；郝良元等[17]基于随机森林的反向特征参数筛选方法，选取出对转鼓指数预测最优的特征参数组合作为模型输入参数。

(2) 基于特征参数统计方法是通过对烧结过程中的各种特征参数进行统计分析，提取出一些重要特征参数。常用的基于特征参数统计方法：方差选择、卡方检验、Pearson 相关系数等[18]。张振等[19]采用皮尔逊系数法，将环冷机机速、烧结机机速和助燃风压力等特征参数为返矿的重要影响因素。

2　烧结关键参数预测

2.1　烧结过程状态参数预测

烧结终点作为烧结工艺过程的主要热状态参数，其具体的位置直接影响了烧结矿的质量指标。当烧结终点超前时，混合料在烧结机停留的时间过短，导致烧结机的生产能力不能得到有效利用，从而使整体的产量降低；当烧结终点滞后时，混合料未能完全烧结，导致烧结矿的还原程度降低，出现欠烧现象，使返矿量增加，成品率下降[20]。除了烧结终点外，烧结料层透气性和烧结过程工况识别也是衡量烧结过程状态的重要参数。其中，烧结料层透气性通过影响烧结速度进而影响烧结矿产量和质量；烧结过程工况通过直接反映烧结热状态进而影响烧结矿质量以及生产效率。因此，为了获得良好的烧结矿质量，需要合理调整烧结工艺参数和监控烧结过程，精准地预测烧结过程参数，为操作人员调整烧结过程提供有力指导，进而提升烧结过程稳定性和降低生产能耗[21-22]。当前烧结过程状态参数模型应用情况及效果如表 2 所示。

由表 2 可知，目前很多学者、专家对烧结过程状态参数预测方向进行了大量研究，并结合大数据等技术建立了适当的预测模型，如组合预测模型、时间序列模型、改进的神经网络模型等。通过建立算法不断优化的烧结状态参数预测模型，准确地监测了烧结过程工况，优化了料层透气性，提高了终点位置预测的准确性，这对稳定控制烧结矿质量指标以及促进烧结生产的可持续发展具

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表2 烧结过程状态参数预测模型应用情况及效果

Table 2 Application and effectiveness of the sintering process state parameters prediction model

作者	预测指标	使用的相关算法和技术	评价指标	应用情况及效果
张宗旺等[23]	烧结终点位置	时间序列	相对误差绝对值、绝对误差绝对值	模型相对误差绝对值为98.88%，绝对误差绝对值低于0.1、0.2个台车的命中率，分别为74.25%、86.94%
王丹丹[24]	烧结终点位置至起点距离	GA-FWA	平均相对误差、平均绝对误差	预测模型平均相对误差为0.077 8%，平均绝对误差为0.084 3%
汪森辉等[25]	烧结终点位置	改进的AdaBoost	命中率、S_{RMSE}	当绝对误差小于1.6m时，预报模型命中率为97.4%，S_{RMSE}为0.58
刘颂[26]	烧结终点位置	GBDT算法	命中率	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达到0.809
尹学等[27]	烧结终点位置	IGWO-BP、LM-PSO	S_{RMSE}、S_{MAE}	预测模型的S_{RMSE}、S_{MAE}分别达到了0.006、0.001 9
曲鑫鹏等[28]	烧结终点位置	偏最小二乘算法、长短记忆算法	R^2、S_{RMSE}	软测量R^2达到0.821，S_{RMSE}为0.324
HUANG等[29]	床层渗透率	支持向量机	命中率	床层渗透率预测模型具有良好的学习和泛化能力，预测命中率达到87.5%
赵小青等[30]	料层透气率	深度神经网络	S_{MSE}、S_{MAE}、R^2	透气性预报模型的R^2、S_{MSE}、S_{MAE}分别达到到0.98、0.01、0.06
晏婷婷[31]	烧结工况识别	支持向量机	P	结合支持向量机实现对正常工况96.76%，欠烧结工况92.63%，不稳定工况86.72%的识别精度
谢锦林[32]	烧结状态识别	深度金字塔卷积神经网络	A、$F1$	DMWPResNet模块对模型性能A达到90%以上、$F1$达到80%以上
杜胜[33]	时间尺度工况识别	时间序列数据聚类	A	时间序列数据相似性和波动性的长时间尺度工况的识别A分别可达79.40%和77.70%

注：S_{RMSE}为均方根误差；S_{MAE}为平均绝对误差；S_{MSE}为均方误差；R^2为决定系数；A为准确率；P为精确率；S_{MAPE}为平均绝对百分误差；$F1$为精确率和召回率的加权调和平均值。

有重要的推动作用。为进一步提高模型的准确度和鲁棒性，应基于烧结过程生产数据和烧结工艺机制，选择合适的模型结构，如深度学习方法或者集成学习方法，来不断优化烧结过程状态预测模型，进而提高其准确性、稳定性和实用性。

2.2 烧结矿化学成分预测

烧结矿是我国烧结炼铁的主要原料，其化学成分主要包括碱度(R^2)、TFe、SiO_2、CO、MgO、FeO、P、S等，其稳定性直接影响烧结冶炼过程和钢铁产品质量。因此，在烧结配料过程中，需对烧结矿化学成分进行提前预报，从而稳定控制烧结矿化学成分，优化烧结冶炼过程和提高钢铁产品质量[34-35]。近年来，研究者们对烧结矿成分的预测进行了大量工作，利用人工神经网络、改进的BP算法、专家系统等方法建立了多种烧结矿化学成分预测模型。烧结矿化学成分预测模型的应用情况及效果如表3所示。

由表3可知，目前已经建立了许多烧结矿化学成分预测模型，这些模型在烧结生产过程中发挥着重要作用。然而，这些预测模型多以浅层学习模型为主，当给定大量数据样本时，对复杂的非线性关系建模能力有限，进而影响模型对烧结矿化学成分的预测结果[42]。因此，可以充分利用烧结过程产生的海量数据，兼顾烧结工艺理论在

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表 3　烧结矿化学成分预测模型的应用情况及效果

Table 3　Application and effectiveness of a prediction model for chemical composition of sintered ore

作者	预测指标	使用的相关算法和技术	评价指标	应用情况及效果
申炳昕[36]	w(TFe)、R^2、w(CaO)、w(SiO_2)、w(MgO)	人工神经网络、改进 BP 算法	命中率	预测模型对烧结矿化学成分的预报命中率达到 90%以上
龙红明等[37]	R^2、w(TFe)、w(SiO_2)	BP 神经网络算法、专家系统	命中率、采纳率	模型对烧结矿化学成分预报命中率一直稳定在 90%以上，操作指导建议采纳率为 92%
范晓慧等[38]	w(TFe)、R^2、w(CaO)、w(SiO_2)、w(MgO)	灰色人工神经网络、专家系统	命中率	烧结矿各种化学成分预报命中率达到 90%以上
刘勇等[39]	R^2、w(TFe)、w(FeO)	自适应遗传算法、神经网络	A	模型对烧结矿化学成分的预报 Acc 达到 90%以上
胡志清等[40]	R^2、w(TFe)、w(SiO_2)	神经网络、专家系统	命中率、采纳率、稳定率	预测模型命中率和采纳率均超过 90%，烧结矿碱度一级品和全铁一级品稳定率分别提高了 1.98%、0.33%
商秀芹等[41]	w(TFe)、R^2	改进的遗传规划算法	最大绝对误差	预测 TFe、R^2 的模型最大绝对误差分别为 0.245%、0.073 3%

关键变量预测的基础上，结合大数据技术和人工智能技术，建立理论与数据驱动融合的烧结矿化学成分预测模型，并在生产实践中不断验证、优化，以取得良好的应用效果。

2.3　烧结矿质量预测

随着烧结规模的扩大和冶炼技术的提高，烧结矿作为烧结冶炼的主要原料，其质量直接影响烧结的运行状况。因此，建立一个精确有效的模型来预测烧结矿质量是非常必要的[43]。近年来，研究者们运用不同的矿质量评价指标，采用遗传算法、灰色神经网络、BP 神经网络、模糊聚类等建立了烧结矿质量预测模型，对提高烧结生产技术起到了一定的积极作用。然而，烧结过程具有复杂性和多样性，传统的预测模型往往过于简化，只考虑了部分因素而忽略了其他重要因素，导致存在烧结矿质量检验滞后、预报模型精度低等问题[44]。

随着大数据智能技术迅猛发展，学者们基于烧结领域知识和专家经验，挖掘出深层次的烧结矿质量影响因素，并结合机器学习方法与优化算法等技术手段，对烧结矿质量预测进行研究与改进，以解决模型的精准度不高、烧结矿质量检验滞后等问题。烧结矿质量预测模型的应用情况及效果如表 4 所示。

表 4　烧结矿质量预测模型的应用情况及效果

Table 4　Application and effect of sinter quality prediction model

作者	预测指标	使用的相关算法和技术	评价指标	应用情况及效果
史振杰等[45]	w(TFe)、w(FeO)	灰狼算法 SVR	命中率	预测模型对烧结矿 w(FeO) 命中率达到 90%以上
刘加达等[46]	烧结焦炭配比、w(TFe)、R^2	BPNN、Elman 递归神经网络	P	烧结焦炭配比、w(TFe)、R^2 的预测模型精度分别达到 77.5%、90.0%、82.5%
吴金霞等[47]	w(FeO)、R^2、转鼓指数	改进反向传播神经网络	P	w(FeO)、转鼓指数和碱度预测精度分别达到 88.5%、87%、82.5%
刘然等[48]	转鼓指数	卷积神经网络	S_{RMSE}、A、时间	预测模型的 S_{RMSE}、A、时间分别达到 0.33、93.71%、83s
张学锋等[49]	w(FeO)	BP、DropOut、Adam	命中率	预报模型对烧结矿 w(FeO) 命中率达到 96.77%
郝良元等[50]	转鼓指数	深度森林模型	S_{MSE}、R^2	预测转鼓指数误差在 1.5%以下时，S_{MSE}、R^2 分别达 0.020 2、91.33

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表4(续)

作者	预测指标	使用的相关算法和技术	评价指标	应用情况及效果
张智峰[51]	w(FeO)	MIV-GA-BP 算法	A	在误差 ±0.5% 的范围内,预测模型的 A 达到 87.9%
张振[52]	转鼓指数	CatBoost 算法	S_{RMSE}、R^2、时间	预测模型的 S_{RMSE}、R^2、时间分别为 0.145 7、85.66%、10.04s

由表4可知，烧结矿质量预测模型在不同应用中展现出了显著效果，如烧结生产优化中准确率的提升、烧结参数预测误差的降低以及烧结原料配比中配比优化效果的显著改善。为了进一步优化烧结矿质量预测模型，可以对烧结矿原料的成分、烧结过程中的温度、湿度等关键参数进行监测，并采用先进的深度学习和集成学习等算法来提高模型的性能和稳定性。

2.4 烧结智能配矿

烧结配料作为烧结过程的第一道工序，不同的原料配比对烧结成本、烧结矿质量与污染物排放等方面都有着重要的影响。同时，烧结矿作为烧结炼铁的主要原料，其质量的优劣不仅会影响烧结炼铁的稳定性，也会影响铁水质量。因此，如何实现各种烧结原料的合理制备成为烧结领域的一个重要研究方向[53]。从早期的传统配矿到如今的智能配矿，可以将烧结配矿方法分为两类:一类是基于经验的传统烧结配矿方法，另一类是以智能算法为工具的智能配矿方法，如图1所示。

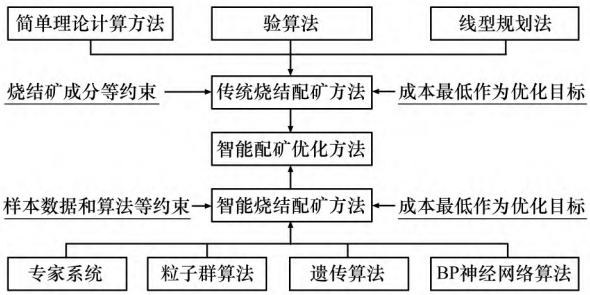


图1 烧结配矿方法

Fig. 1 Methods of sintering ore blending

烧结智能配矿发展初期，由于烧结自身存在的特点以及算法的不完善，不少学者利用机理模型、单一线性规划来优化烧结配料，然而这种模型存在对人工经验依赖程度高、效率低下等问题。随着计算机处理能力的提高，学者们开始利用大数据智能技术对复杂的烧结数据进行处理和分析，采用机器学习方法和改进优化算法，建立更加精确的烧结智能配矿优化模型，以提高生产效率和质量，实现烧结生产的可持续发展和绿色化[54-55]。当前烧结配矿模型应用情况及效果总结如表5所示。

表5 烧结配矿模型应用情况及效果

Table 5 Application and effectiveness of sintering ore blending model

作者	优化指标	使用的相关算法和技术	评价指标	应用情况及效果
刘征[56]	返矿率、转鼓指数	最小二乘法、BP 算法	P	返矿率平均精确度降低了 1.3%,转鼓指数精确度提高了 1.3%
刘含宇[57]	烧结矿成本	BP 神经网络	命中率	在绝对误差小于 1.0 的前提下,质量预测指标的命中率达到了 80% 以上
王策等[58]	原料成本、硫含量	新型多目标遗传算法	原料成本、硫含量	预测结果使得每吨原料成本低至 361.204 8 元、烧结矿中硫质量分数低至 0.098 474%
冯茜等[59]	配料成本、全铁含量	多目标粒子群算法	配料成本、全铁含量	预报模型预测使得每吨烧结矿可节约成本 0.86 元
武晓婧[60]	硫含量、成本	多目标粒子群算法	A	预测模型 A 可达 92.7% 以上,A 提升了 1.9%
赵伟光等[61]	配料成本	差分进化算法	配料成本	使用改进后的差分进化算法降低配料的成本 34.34 元

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

由图 1 和表 5 可知，目前通过从大数据分析与烧结工艺理论等方面深入挖掘烧结数据信息，优化烧结配矿模型约束设置，开发了更加智能烧结配矿模型，并建立了烧结配矿系统，从而解决了模型存在对人工经验依赖程度高、效率低下等问题，也为实现烧结过程长期稳定提供了指导性意见。

2.5　烧结其他参数预测

随着大数据技术在烧结炼铁生产中的快速发展和应用，除烧结矿质量、烧结矿化学成分、烧结终点和烧结配矿等重要参数预测模型被不断研发应用以外，烧结能耗、烧结矿返矿量等参数的预测也逐渐被构建应用[62]。烧结其他参数预测模型的应用情况及效果如表 6 所示。

表 6　烧结其他参数预测模型的应用情况及效果

Table 6　Application and effectiveness of prediction models for other sintering parameters

作者	预测指标	使用的相关算法和技术	评价指标	应用情况及效果
张振等[63]	返矿量	TCN、DF	命中率	组合模型的烧结返矿量预报命中率能够达到 90% 以上
王春生等[64]	返矿量	改进灰色系统、支持向量机	S_{MSE}、S_{MAPE}	集成预测模型的 S_{MSE}、S_{MAPE} 分别达到0.010 8、0.007 3
SRIJITH 等[65]	返矿量	随机森林算法	S_{RMSE}	返矿量预测 S_{RMSE} 为 1.63
冯朝辉等[67]	能耗	RBF-GA	原料配比、燃料消耗	生石灰配比降低 3.488%、混合料水分降低了 1.366%、固体燃料消耗降低了 3.4 kg/t
李海英等[67]	能耗	遗传算法、BP 神经网络	平均绝对误差、平均绝对相对误差	预测模型能耗(折标煤)平均绝对误差为 0.67 kg/t，平均绝对相对误差为 1.27%
李富鹏等[68]	能耗	遗传算法、BP 神经网络	平均误差	对烧结能耗(折标煤)的预测平均误差为 0.49 kg/t
Hu 等[69]	能耗	MMEC 算法	S_{RMSE}	烧结能耗预测 S_{RMSE} 为 0.24

由表 6 可知，研究者通过改进的智能算法，建立了能耗和烧结矿返矿量的预测模型。这些模型基于实时监测数据预测烧结能耗和返矿量的变化，能及时发现问题并改进空间，从而降低能耗，提高原料利用率。随着技术的不断发展和变革，有必要不断加强对烧结关键参数预测的研究，针对具体的工艺流程、原材料和设备等因素进行调整，结合大数据技术和机器学习算法，不断优化和改进预测模型，以进一步提高预测结果的准确性和可靠性。

3　烧结关键参数评估与优化

为了实现烧结生产过程的稳定，降低烧结过程中的能耗，有必要对烧结生产过程状态质量进行综合科学评估和优化，进而调整控制参数，使烧结生产过程状态质量保持在理想范围内。传统的评估和优化烧结生产状态质量的方法主要包括人工经验和专家系统，由于人工经验的主观性大，专家系统经验迁移困难，不能完全解决烧结评价与优化的问题[70]。

目前，许多专家学者利用大数据智能技术，建立烧结过程多目标协同优化模型，为实现烧结过程的长期稳定和低能耗生产提出智能化升级思路[71]。向婕等[72]综合利用模糊控制和预测控制的切换控制技术，建立烧结终点的智能优化控制模型，并基于专家知识建立混合料槽料位的专家控制模型，实现了烧结过程的多目标优化控制；DU 等[73-74]为保证烧结过程稳定运行的同时降低碳耗，提出一种烧结过程中烧穿点—碳效率优化的智能集成控制策略。试验结果表明，该策略在保证烧结过程稳定运行的同时，提高了碳效率，在工业现场具有良好的应用前景。WU 等[75]使用基于灰色理论和反向传播神经网络的智能集成建模方法，并利用模糊控制、预测控制和灵活的切换控制策略，建立 BTP 的混合模糊预测控制器，该系统充分抑制了 BTP 的变化，增加了合格烧结矿

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

的数量；马云飞等[76]针对烧结过程的能量平衡，构建基于PSO-VIKOR的烧结优化配矿模型，并采用粒子群算法进行求解，实现了烧结铁矿石、熔剂和燃料的协同优化。烧结关键参数评估与优化的整体技术架构如图2所示。

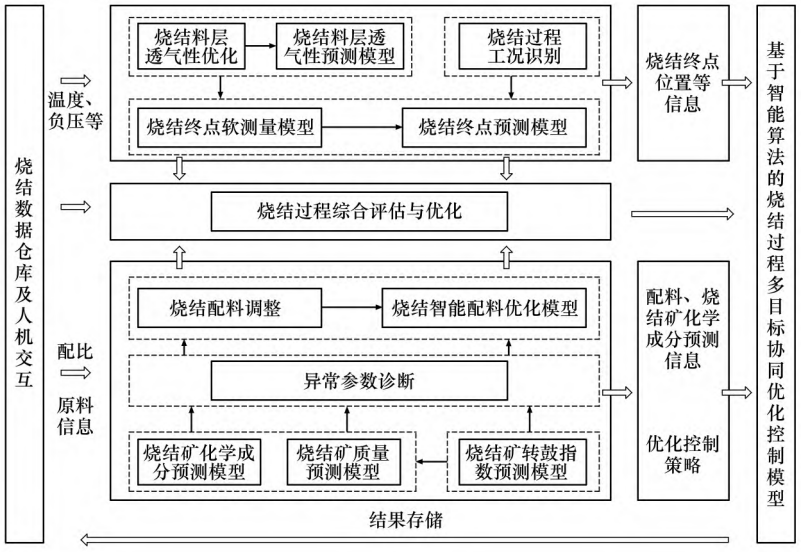


图2 烧结关键参数评估与优化的技术架构

Fig. 2 Technical architecture for evaluating and optimizing key sintering parameters

综上所述，通过运用大数据与智能技术，烧结过程的综合评价和优化方面取得了一定的成效，解决了人工操作和传统专家系统主观性强、经验迁移困难等问题。然而，在烧结过程参数评估和优化过程中，存在评价参数较少、评价参数信息不足、忽略现场生产条件约束等问题，影响了最终评估和优化结果的准确性和实用性。因此，在建立烧结过程多目标协同优化模型时，需要充分考虑评估参数的选择和优化目标的确定，并结合实际生产经验进行调整和控制，从而更好地实现烧结关键参数的综合评估和优化。

4 结论与展望

通过系统总结烧结大数据智能模型的研究历程，学者们建立了许多烧结关键参数智能预测模型，整体上提高了烧结工艺过程自动化和智能化的控制水平，有效优化了烧结过程参数，抑制了烧结终点的波动，切实提高了烧结矿质量。随着技术的不断进步，未来烧结智能预测模型的构建，可以从以下3个方面进行设计与优化。

(1) 在烧结数据预处理方面，应综合考虑数据问题和算法本身的特点，科学地选择数据处理方法，对原始数据进行清洗、转换、归一化，并采用适当的特征参数提取方法，如基于特征参数统计方法和基于特征参数重要性排序方法，选择出最相关的特征参数，以减少模型的复杂度，提高模型的泛化能力和准确性。

(2) 在烧结关键参数预测方面，应基于烧结数据特点和专家经验，全面选择模型预测目标参数，并运用大数据、集成学习和深度学习等技术，建立适应烧结过程参数变化的预测模型，进一步提高预测的准确性和稳定性。

(3) 在烧结参数评估与优化方面，现有利用大数据智能技术建立烧结过程多目标协同优化模型的研究，有效提高了烧结矿质量的稳定性和烧结系统的生产效率。因此，研究者应继续研究各种人工智能技术，将数据预处理、集成学习、深度学习等技术与烧结工艺理论有机结合，使各种技术优势互补，开发智能化水平更高的烧结工艺优化控制系统。

参考文献:

[1] 石泉，唐珏，储满生. 基于工业大数据的智能化高炉炼铁技术研究进展[J]. 钢铁研究学报，2022，34(12)：1314－1324.
SHI Q，TANG J，CHU M S. Research progress of intelli-

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

gent blast furnace ironmaking technology based on industrial big data [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2022, 34(12): 1314 – 1324.

[2] 刘然，赵伟光，刘颂，等. 高炉冶炼智能化的发展与探讨 [J]. 钢铁，2023，58(5)：1 – 10.
LIU R, ZHAO W G, LIU S, et al. Development and discussion of intelligent blast furnace smelting [J]. Iron and Steel, 2023, 58(5): 1 – 10.

[3] 刘颂，赵亚迪，甘丽，等. 烧结系统智能制造与大数据技术应用探讨 [J]. 钢铁，2021，56(10)：54 – 64.
LIU S, ZHAO Y D, GAN L, et al. Discussion on intelligent manufacturing of sintering system and application of big data technology [J]. Iron and Steel, 2021, 56(10): 54 – 64.

[4] MASARU M, MASAHIKO H, TAKAZO K. Improvement of sinter softening property and reducibility by controlling chemical compositions [J]. ISIJ International, 2006, 45(4): 594 – 602.

[5] 上官方钦，刘正东，殷瑞钰. 钢铁行业“碳达峰”“碳中和”实施路径研究 [J]. 中国冶金，2021，31(9)：15 – 20.
SHANGGUAN F Q, LIU Z D, YIN R Y. Study on implementation path of “carbon peak” and “carbon neutrality” in steel industry in China [J]. China Metallurgy, 2021, 31(9): 15 – 20.

[6] 刘然，张智峰，刘小杰，等. 低碳绿色炼铁技术发展动态及展望 [J]. 钢铁，2022，57(5)：1 – 10.
LIU R, ZHANG Z F, LIU X J, et al. Development trend and prospect of low-carbon green ironmaking technology [J]. Iron and Steel, 2022, 57(5): 1 – 10.

[7] 陈少飞，刘小杰，李宏扬，等. 高炉炼铁数据缺失处理研究初探 [J]. 中国冶金，2021，31(2)：17 – 23.
CHEN S F, LIU X J, LI H Y, et al. Preliminary study on missing data processing of blast furnace ironmaking [J]. China Metallurgy, 2021, 31(2): 17 – 23.

[8] 方匡南，谢邦昌. 基于聚类关联规则的缺失数据处理研究 [J]. 统计研究，2011，28(2)：87 – 92.
FANG K N, XIE B C. Research on dealing with missing data based on clustering and association rule [J]. Statistical Research, 2011, 28(2): 87 – 92.

[9] LIU C, XIE Z, SUN F, et al. Optimization for sintering proportioning based on energy value [J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 103, 1087 – 1094.

[10] 刘馨，张卫军，石泉，等. 基于数据挖掘与清洗的高炉操作参数优化 [J]. 东北大学学报(自然科学版)，2020，41(8)：1153 – 1160.
LIU X, ZHANG W J, SHI Q, et al. Operation parameters optimization of blast furnaces based on data mining and cleaning [J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2020, 41(8): 1153 – 1160.

[11] 赵哲，张勇，于楠楠，等. 面向铁水温度的高炉异常数据检测及修补 [J]. 自动化与仪表，2015，30(2)：63 – 67.
ZHAO Z, ZHANG Y, YU N N, et al. Furnace temperature modelling and data processing for blast furnace object oriented hot metal temperature [J]. Automation & Instrumentation, 2015, 30(2): 63 – 67.

[12] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [J]. Computer science, 2015, 37: 448 – 456.

[13] WANG J R, LI S M, AN Z H, et al. Batch-normalized deep neural networks for achieving fast intelligent fault diagnosis of machines [J]. Neurocomputing, 2018, 329: 53 – 65.

[14] 刘月明. 烧结生产过程数据的挖掘及应用 [D]. 唐山：华北理工大学，2019.
LIU Y M. Data mining and application of sintering production process [D]. Tangshan: North China University of Science and Technology, 2019.

[15] 李郅琴，杜建强，聂斌，等. 特征选择方法综述 [J]. 计算机工程与应用，2019，55(24)：10 – 19.
LI Z Q, DU J Q, NIE B, et al. Summary of feature selection methods [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(24): 10 – 19.

[16] 吕庆，刘月明，张振峰，等. 基于承钢生产数据预测烧结矿 FeO 含量 [J]. 钢铁研究学报，2018，30(12)：957 – 962.
LÜ Q, LIU Y M, ZHANG Z F, et al. Prediction of FeO content in sinter based on production data of Chengde Steel Mill [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2018, 30(12): 957 – 962.

[17] 郝良元，刘福龙，刘小杰，等. 基于深度森林算法的烧结矿转鼓指数预测模型 [J]. 冶金自动化，2022，46(4)：78 – 85.
HAO L Y, LIU F L, LIU X J, et al. Prediction model of sintered ore drum index based on deep forest algorithm [J]. Metallurgical Industry Automation, 2022, 46(4): 78 – 85.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

[18] 石泉,唐珏,储满生. 基于工业大数据的智能化高炉炼铁技术研究进展[J]. 钢铁研究学报,2022,34(12):1314-1324.
SHI Q,TANG J,CHU M S. Research progress of intelligent blast furnace ironmaking technology based on industrial big data[J]. Journal of Iron and Steel Research,2022,34(12):1314-1324.

[19] 张振,刘小杰,刘颂,等. 基于深度学习的烧结返矿量组合预报模型研究[J]. 烧结球团,2023,48(1):57-66.
ZHANG Z,LIU X J,LIU S,et al. Research on combined forecasting model of return fine amount based on deep learning[J]. Sintering and Pelletizing,2023,48(1):57-66.

[20] 尹学,李绍铭,闫成忍. 基于GA-PSO-BP神经网络的烧结终点预测模型[J]. 烧结球团,2020,45(6):35-39;46.
YI X,LI S M,YAN C R. Prediction model of BTP based on GA-PSO-BP neural network[J]. Sintering and Pelletizing,2020,45(6):35-39;46.

[21] NATH N K,MITRA K. Optimisation of suction pressure for iron ore sintering by genetic algorithm[J]. Ironmaking & Steelmaking,2004,31(3):199-206.

[22] LIU S,LYU Q,LIU X,et al. A prediction system of burn through point based on gradient boosting decision tree and decision rules[J]. ISIJ International,2019,59(12):2156-2164.

[23] 张宗旺,伯飞虎,周凡,等. 基于时间序列的烧结终点自适应预报模型[J]. 世界有色金属,2018(18):264-266.
ZHANG Z W,BO F H,ZHOU F,et al. Self adaptive modeling of burn though point in sintering process based on time series[J]. World Nonferrous Metals,2018(18):264-266.

[24] 王丹丹. 基于GA-FWA在烧结终点预测中的应用研究[D]. 鞍山:辽宁科技大学,2019.
WANG D D. Application research based on GA-FWA in prediction of sintering burning through point[D]. Anshan:University of Science and Technology Liaoning,2019.

[25] 汪森辉,李海峰,张永杰,等. 基于改进的Ada-Boost.RS算法的烧结终点预报分析[J]. 中国冶金,2019,29(10):13-19.
WANG S H,LI H F,ZHANG Y J,et al. Prediction and analysis of burning though point base on modified Ada-Boost.RS algorithm[J]. China Metallurgy,2019,29(10):13-19.

[26] 刘颂. 基于大数据技术的烧结过程参数预报与优化系统研究[D]. 唐山:华北理工大学,2020.
LIU S. Study on parameter forecast and optimization systemof sintering process based on big data technology[D]. Tangshan:North China University of Science and Technology,2020.

[27] 尹学,李绍铭,闫成忍. 基于GA-PSO-BP神经网络的烧结终点预测模型[J]. 烧结球团,2020,45(6):35-39.
YIN X,LI S M,YAN C R. Prediction model of BTP based on GA-PSO-BP neural network[J]. Sintering and Pelletizing,2020,45(6):35-39.

[28] 曲鑫鹏,张海峰,杨春节,等. 基于慢特征分析的烧结终点软测量[J]. 冶金自动化,2022,46(5):48-55.
QU X P,ZHANG H F,YANG C J,et al. Soft sensing of burn-through point in sintering process based on slow feature analysis[J]. Metallurgical Industry Automation,2022,46(5):48-55.

[29] HUANG X,FAN X,CHEN X,et al. Bed permeability state prediction model of sintering process based on data mining technology[J]. ISIJ International,2016,56(12):2113-2117.

[30] 赵小青,卜象平,刘颂,等. 一种基于深度神经网络的烧结料层透气性预报模型[J]. 中国冶金,2020,30(12):9-17.
ZHAO X Q,BU X P,LIU S,et al. A prediction model of permeability of sintered material layer based on deep neural network[J]. China Metallurgy,2020,30(12):9-17.

[31] 晏婷婷. 基于动态图像视频特征的回转窑烧结工况研究[D]. 长沙:湖南大学,2020.
YAN T T. Research on sintering condition of rotary kiln based on dynamicImage video features[D]. Changsha:Hunan University,2020.

[32] 谢锦林. 基于多变量加权残差网络的工业窑炉烧结状态识别[D]. 长沙:湖南大学,2021.
XIE J L. Recognition of sintering state of industrial kiln based on multivariate weighted ResNet[D]. Changsha:Hunan University,2021.

[33] 杜胜. 烧结过程多时间尺度工况识别与热状态参数智能控制[D]. 北京:中国地质大学,2021.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

DU S. A dissertation submitted to china university of geosciences for the doctor degree of engineering [D]. Beijing: China University of Geosciences,2021.

[34] 李占国,张建良,刘征建,等. 基于化学成分的铁矿粉烧结基础特性预测研究 [J]. 烧结球团,2022,47(2):38 - 45.
LI Z G,ZHANG J L,LIU Z J,et al. Prediction research on basic properties of sintering based on chemical composition of iron ore powder [J]. Sintering and Pelletizing,2022,47(2):38 - 45.

[35] CHEN X,SHI X,TONG C. Multi-time-scale TFe prediction for iron ore sintering process with complex time delay [J]. Control Engineering Practice,2019,8984 - 8993.

[36] 申炳昕. 基于人工神经网络的烧结矿化学成分预报系统的研究 [D]. 长沙: 中南大学,2002.
SHEN B X. Study on prediction system of sinter chemical composition based on artificial neural network [D]. Changsha: Central South University,2002.

[37] 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(9):867 - 870.
LONG H M,FAN X H,CHEN X L,et al. Expert system for controlling sinter chemistry based on neural network prediction [J]. Chinese Journal of Engineering, 2006(9):867 - 870.

[38] 范晓慧,龙红明,陈许玲,等. 烧结矿化学成分控制专家系统的开发与应用 [J]. 钢铁,2006(11):6 - 9.
FAN X H,LONG H M,CHEN X L,et al. Development and application of expert system for controlling of sinter chemical composition [J]. Iron and Steel,2006(11):6 - 9.

[39] 刘勇,程武山,孙鑫. 基于自适应遗传神经网络的烧结矿化学成分超前预报模型 [J]. 烧结球团,2005(6):16 - 19.
LIU Y,CHENG W S,SUN X. A prediction model of sinter chemistry based on adaptive genetic-neural network [J]. Sintering and Pelletizing,2005(6):16 - 19.

[40] 胡志清,龙红明,范红青等. 烧结矿化学成分控制系统在宝钢生产中的应用 [J]. 烧结球团,2006(4):26 - 30.
HU Z Q,LONG H M,FAN H Q,et al. Application of sintering chemical composition controlling system in baosteel production [J]. Sintering and Pelletizing,2006(4):26 - 30.

[41] 商秀芹,卢建刚. 基于数据建模的烧结矿成分预测 [J]. 控制工程,2011,18(4):572 - 575.
SHANG X Q,LU J G. Data-driven prediction modeling of sinter components [J]. Control Engineering of China,2011,18(4):572 - 575.

[42] 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 - 428.

[43] 刘颂. 基于混匀矿烧结基础特性的烧结配矿专家系统研究 [D]. 唐山: 华北理工大学,2016.
LIU S. Study on blending expert system based on basic characteristics of blended ore powder [D]. Tangshan: North China University of Science and Technology,2016.

[44] 雷仕江,杜东,聂礼,等. FeO 对烧结矿影响的研究 [J]. 冶金动力,2018(8):1 - 2.
LEI S J,DU D,NIE L,et al. A study on the effect of FeO on sinter [J]. Metallurgical Power,2018(8):1 - 2.

[45] 史振杰,董兆伟,孙立辉,等. 基于灰狼算法 SVR 的烧结矿 FeO 含量预测 [J]. 河北省科学院学报,2019,36(4):1 - 6.
SHI Z J,DONG Z W,SUN L H,et al. Prediction of FeO content in sintered ore based on grey wolf algorithm SVR [J]. Journal of the Hebei Academy of Sciences,2019,36(4):1 - 6.

[46] 刘加达,于帆,温治,等. 基于 BPNN 和 RNN 模型的烧结矿质量预测方法对比及分析 [J]. 冶金自动化,2020,44(5):20 - 26.
LIU J D,YU F,WEN Z,et al. Comparison and analysis of sinter quality prediction methods based on BPNN and RNN model [J]. Metallurgical Industry Automation,2020,44(5):20 - 26.

[47] 吴金霞,宋雨萱. 基于数据驱动的烧结质量指标预测模型 [J]. 冶金自动化,2023,47(S1):83 - 87.
WU J X,SONG Y X. Prediction model of sintering quality index based on data-driven [J]. Metallurgical Industry Automation,2023,47(S1):83 - 87.

[48] 刘然,张智峰,刘小杰,等. 基于工艺理论和卷积神经网络的烧结矿转鼓指数预测 [J]. 钢铁研究学报,2023,35(6):651 - 658.
LIU R,ZHANG Z F,LIU X J,et al. Prediction of sinter drum index based on convolutional neural network and process theory [J]. Journal of Iron and Steel Research,2023,35(6):651 - 658.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

[49] 张学锋,张功辉,周志远,等. 基于改进BP神经网络的烧结矿FeO含量预测[J]. 冶金自动化,2023,47(3):100-108.
ZHANG X F,ZHANG G H,ZHOU Z Y,et al. Prediction of FeO content in sinter based on improved BP neural network[J]. Metallurgical Industry Automation,2023,47(3):100-108.

[50] 郝良元,刘福龙,刘小杰,等. 基于深度森林算法的烧结矿转鼓指数预测模型[J]. 冶金自动化,2022,46(4):78-85.
HAO L Y,LIU F L,LIU X J,et al. Prediction model of sintered ore drum index based on deep forest algorithm[J]. Metallurgical Industry Automation,2022,46(4):78-85.

[51] 张智峰,刘小杰,李欣,等. 基于MIV-GA-BP模型预测烧结矿FeO含量[J]. 中国冶金,2022,32(10):75-81.
ZHANG Z F,LIU X J,LI X,et al. Prediction of FeO content in sinter based on MIV-GA-BP model[J]. China Metallurgy,2022,32(10):75-81.

[52] 张振. 基于大数据和机器学习的烧结矿质量预报模型[D]. 唐山:华北理工大学,2022.
ZHANG Z. Prediction model of sinter quality based on big data and machine learning[D]. Tangshan:North China University of Science and Technology,2022.

[53] LI K,ZHANG J,LIU Z,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,2014,21(3):216-224.

[54] 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):207-212.

[55] 任士同,张卫华,刘怀路,等. 烧结配矿优化及高炉应对技术措施[J]. 烧结球团,2021,46(4):25-30.
REN S T,ZHANG W H,LIU H L,et al. Optimization of sintering mixture and corresponding technical measures of blast furnace[J]. Sintering and Pelletizing,2021,46(4):25-30.

[56] 刘征. 烧结配料控制系统优化改进[J]. 山东冶金,2017,39(2):62-63.
LIU Z. Optimization and improvement of sintering proportioning control system[J]. Shandong Metallurgy,2017,39(2):62-63.

[57] 刘含宇. 基于NET的铁矿选配系统设计与实现[D]. 马鞍山:安徽工业大学,2020.
LIU H Y. Design and implementation of iron ore matching system based on NET[D]. Ma'anshan:Anhui University of Technology,2020.

[58] 王策,董兆伟,孙立辉,等. 新型多目标遗传算法在烧结配矿中的应用[J]. 智能计算机与应用,2019,9(3):36-39;44.
WANG C,DONG Z W,SUN L H,et al. Application of new multi-objective Genetic Algorithms in sintering blending[J]. Intelligent Computer and Applications,2019,9(3):36-39;44.

[59] 冯茜,李擎,王耀祖,等. 约束多目标粒子群算法在烧结配矿优化中的应用[J]. 控制理论与应用,2022,39(5):923-932.
FENG Q,LI Q,WANG Y Z,et al. Application of constrained multi-objective particle swarm optimization to sinter proportioning optimization[J]. Control Theory & Applications,2022,39(5):923-932.

[60] 武晓婧. 烧结配矿优化模型及烧结矿质量预测研究[D]. 石家庄:河北经贸大学,2020.
WU X Q. The research on sintering ore optimizationmodel and sinter quality prediction[D]. Shijiazhuang:Hebei University of Economics and Trade,2020.

[61] 赵志伟,冯伟健,刘颂,等. 改进的差分进化算法及其在烧结配料中的应用[J]. 烧结球团,2023,48(3):55-62.
ZHAO Z W,FENG W J,LIU S,et al. Improved differential evolution algorithm and its application in sintering accessory[J]. Sintering and Pelletizing,2023,48(3):55-62.

[62] 向小平,刘武杨,朱梦飞,等. 基于提质降耗的烧结工艺优化研究[J]. 烧结球团,2021,46(5):35-40.
XIANG X P,LIU W Y,ZHU M F,et al. The research on sintering process optimization based on quality improvement and consumption reduction[J]. Sintering and Pelletizing,2021,46(5):35-40.

[63] 张振,刘小杰,刘颂,等. 基于深度学习的烧结返矿量组合预报模型研究[J]. 烧结球团,2023,48(1):57-66.
ZHANG Z,LIU X J,LIU S,et al. Research on combined forecasting model of return fine amount based on deep learning[J]. Sintering and Pelletizing,2023,48(1):57-66.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

[64] 王春生，吴敏，曹卫华．基于 IGS 和 SVM 的烧结返矿量智能集成预测模型 [J]．控制与决策，2008(4)：450－454.
WANG C S，WU M，CAO W H. Intelligent integrated prediction model for quantity of sintering return mines based on IGS and SVM [J]. Control and Decision，2008(4)：450－454.

[65] SRIJIRH Mohanan，PRAJNA Mohapatra，ARUN Kumar C，et al. Prediction and optimization of internal return fines generation in iron ore sintering using machine learning [J]. Advances in Materials，2021，10(3)：42－47.

[66] 冯朝辉，张华，王艳红．烧结工序能耗预测与优化研究 [J]．烧结球团，2012，37(6)：13－17.
FENG C H，ZHANG H，WANG Y H. Study on prediction and optimization of sintering process energy consumption [J]. Sintering and Pelletizing，2012，37(6)：13－17.

[67] 李海英，李富鹏，李闯，等．基于遗传算法优化 BP 神经网络的烧结能耗预测 [J]．冶金能源，2021，40(1)：56－60.
LI H Y，LI F P，LI C，et al. Prediction of sintering energy consumption based on genetic BP neural network [J]. Energy for Metallurgical Industry，2021，40(1)：56－60.

[68] 李富鹏．烧结工序能效分析与能耗预测 [D]．唐山：华北理工大学，2021.
LI F P. Energy efficiency analysis and energy consumption prediction of sintering process [D]. Tangshan：North China University of Science and Technology，2021.

[69] HU J，WU M，CHEN X，et al. Hybrid modeling and online optimization strategy for improving carbon efficiency in iron ore sintering process [J]. Information Sciences，2019，483：232－246.

[70] 易正明，陈卓，覃佳卓，等．基于 LCA 方法的铁矿烧结过程环境影响评价 [J]．烧结球团，2022，47(2)：88－95.
YI Z M，CHEN Z，QIN J Z，et al. Environmental impact assessment of iron ore sintering process based on LCA method [J]. Sintering and Pelletizing，2022，47(2)：88－95.

[71] 杜胜，吴敏，陈略峰，等．基于粒度聚类的铁矿石烧结过程运行性能评价 [J]．自动化学报，2023，49(6)：1272－1282.
DU S，WU M，CHEN L F，et al. Operating performance assessment based on granular clustering for iron ore sintering process [J]. Acta Automatica Sinica，2023，49(6)：1272－1282.

[72] 向婕，吴敏，曹卫华，等．基于模糊满意度的烧结过程多目标优化控制 [J]．化工学报，2010，61(8)：2138－2143.
XIANG J，WU M，CAO W H，et al. Multi-objective optimal control based on fuzzy satisfying for sintering process [J]. CIESC Journal，2010，61(8)：2138－2143.

[73] DU S，WU M，CHEN X，et al. Intelligent coordinating control between burn-through point and mixture bunker level in an iron ore sintering process [J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics，2017，21(1)：139－147.

[74] DU S，WU M，CHEN X，et al. Intelligent integrated control for burn-through point to carbon efficiency optimization in iron sintering process [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology，2019，28(6)：1－9.

[75] WU M，DUAN P，CAO W，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 Systems With Applications，2011，39(5)：5971－5981.

[76] 马云飞，李擎，张建良，等．基于 PSO－VIKOR 的烧结配矿成本与能耗协同优化模型 [J]．工程科学学报，2023，45(11)：1868－1877.
MA Y F，LI Q，ZHANG J L，et al. Synergistic optimization model of sintering ore allocation cost and energy consumption based on PSO-VIKOR [J]. Chinese Journal of Engineering，2023，45(11)：1868－1877.

本刊编辑部版权许可声明

本刊已许可中国学术期刊(光盘版)电子杂志社、万方数据电子出版社、重庆维普资讯有限公司、超星学术期刊“域出版”等第三方平台在其系列数据库产品中以数字化方式复制、汇编、发行、信息网络传播本刊编辑出版的文章。本刊不收取版面费、专家审稿费(相关著作权许可使用费与审稿费相抵，不再另行支付)，对优质稿件支付稿酬。作者向本刊提交文章发表的行为视为同意上述许可声明，如有异议请来稿说明，本刊将作适当处理。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net