综述

烧结过程智能控制研究进展

范晓慧，黄晓贤，陈许玲，甘 敏，季志云，孙增青
（中南大学 a. 资源加工与生物工程学院；b. 金属资源开发利用碳减排教育部工程研究中心，湖南 长沙，410083）

摘要： 烧结是钢铁生产流程的一道主要工序，智能化烧结是钢铁智能制造的重要组成部分。本文综述了近年来烧结过程智能控制方面的研究进展，重点介绍了烧结矿化学成分智能控制、过程状态智能控制、固体燃料消耗优化控制和关键工艺参数优化方面所取得的进步，同时从数学建模、过程控制、工艺参数优化方面探讨了烧结过程智能控制的研究方向。

关键词： 烧结；智能控制；数据挖掘；数学建模；机器学习
中图分类号： TF046.4；TP18 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764（2023）06－0001－09
doi： 10.13403/j.sjqt.2023.06.079

Research progress on intelligent control during sintering process

FAN Xiaohui，HUANG Xiaoxian，CHEN Xuling，GAN Min，JI Zhiyun，SUN Zengqing
（Central South University a. School of Minerals Processing and Bioengineering；b. Engineering Research Center of Ministry of Education on Carbon Emission Reduction for the Development and Utilization of Metal Resources，Changsha 410083，Hunan，China）

Abstract: Sintering is one of the main processes during the iron and steel production process，and intelligent sintering is an important part of intelligent iron and steel manufacturing. The research progress on the intelligent control during the sintering process in recent years is reviewed，and the progress made in the intelligent control of sinter chemical composition，process state，solid fuel consumption optimization control and key process parameter optimization are emphatically introduced. At the same time，the research direction on intelligent control during the sintering process is discussed from such aspects as mathematical modeling，process control and process parameter optimization.

Key words: sintering；intelligent control；data mining；mathematical modeling；machine learning

钢铁工业是国民经济的支柱产业，2022年全国的粗钢产量达10.18亿吨[1]。“十四五”期间，钢铁工业将从数量阶段全面转向高质量发展阶段。大力发展智能制造、显著提高智能制造水平是钢铁工业“十四五”时期的主要任务和目标[2]。烧结是钢铁生产流程的一道主要工序，智能化烧结是钢铁智能制造的重要组成部分。

由于烧结过程机理复杂，涉及众多的物理化学变化，参数变量具有强耦合、非线性、大滞后等特征，目前生产过程的优化控制仍主要依赖于现场操作人员[3]。随着新一代信息技术的快速发展，以及国家智能制造的政策推动，数字化技术与烧结生产深度融合，为烧结智能化技术进步注入了新动力。

收稿日期：2023－09－28；修回日期：2023－11－02
基金项目：国家自然科学基金面上项目（52274344）；湖南省自然科学基金资助项目（2022JJ30723）
作者简介：范晓慧（1969—），女，教授，博士生导师，从事铁矿绿色低碳造块与氢冶金、冶金过程数学建模与智能控制等方面的研究。
通信作者：黄晓贤（1987—），男，讲师，从事铁矿造块过程数学建模与智能控制方面的研究。

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

本文围绕烧结过程智能控制技术，包括烧结矿化学成分、烧结过程状态、固体燃料消耗的智能控制，以及烧结关键工艺参数的智能优化相关技术进行综述，同时探讨了烧结智能控制的发展趋势。

1 烧结矿化学成分智能控制

烧结矿化学成分的稳定直接影响高炉的稳定生产操作和技术经济指标，相关生产实践表明，烧结矿碱度稳定率提高10%，高炉焦比可降低1%，产量可提高1.5%[4]。因此，烧结矿化学成分的稳定控制，对炼铁工序的优质、低碳、高效运行有重要意义。

1.1 化学成分在线检测与预测

烧结过程具有大滞后性特点，从配料到产出烧结矿，再对烧结矿进行采样化验，需要4～7 h的周期，十分不利于现场操作人员根据化学成分对配料进行调节，使得烧结矿化学成分稳定性难以提升。

为了解决烧结矿化学成分检测滞后的问题，部分生产企业安装了跨皮带式在线元素分析仪，实现了混合料化学成分的在线检测。目前，在烧结领域应用较为广泛的混合料化学成分在线检测是瞬发γ射线中子活化分析方法，蒂森克虏伯钢铁公司[5]、宝钢股份[6]、柳钢[7]等均有应用案例。袁致强[8]在混合料化学成分在线检测的基础上，采用深度置信网络(deep belief networks，DBN)进一步预测了烧结矿w(TFe)、w(CaO)和w(SiO_2)。

此外，研究者采用人工神经网络等智能算法进行烧结矿化学成分的预测，该方法是一种无需额外增加设备就能实现烧结矿化学成分在线测量的方法。作者[9-10]采用灰色神经网络组合预测法建立烧结矿化学成分预报模型，实现了w(TFe)、碱度(R)、w(SiO_2)、w(CaO)和w(MgO)的提前预报，命中率达到90%以上。温治等[11]采用静态的BP神经网络建立了烧结矿w(TFe)和R的预测模型，预测精度分别为90.0%和82.5%。刘颂[12]通过特征选择方法从配料数据和过程检测参数中分别选择与w(TFe)、w(FeO)、w(V_2O_5)和R相关的变量作为输入，采用深度神经网络(deep neural networks，DNN)和长短期记忆神经网络(long short-term memory，LSTM)建立相应的预测模型，获得了决定系数R^2达到0.92以上，均方误差(mean squared error，MSE)和平均绝对误差(mean absolute error，MAE)趋近于0的效果。

1.2 配料过程智能控制

原料配比是影响烧结矿化学成分的基本因素，在烧结矿化学成分预测或混合料成分检测的基础上，通过智能控制算法对原料配比进行自动调控是烧结矿化学成分稳定控制的关键技术。目前的研究主要采用专家系统和优化算法两种方式实现对配料过程的智能控制。

烧结矿不同化学成分之间有很大的相关性，一种成分的变化会引起其它所有成分的改变，作者[3]建立了烧结矿化学成分控制专家系统，根据烧结矿化学成分预报模型的预报结果，判断烧结矿化学成分的状态区间，综合烧结矿化学成分预测值、现在值和过去值的状态和变化趋势，采用专家知识和经验建立烧结矿化学成分控制系统。秦雪刚[13]在对原料成分进行动态跟踪的基础上，分别根据预测碱度和实际碱度的偏差，实现烧结矿碱度的“前馈+反馈”控制。

此外，部分研究者以配料成本最低为目标，采用粒子群算法[14]、鸡群算法[15]等智能方法进行配料优化。有些研究者在保证烧结矿质量的前提下，使得成本最优，建立了多目标优化方法，并在此基础上开发了烧结配料智能集成优化系统[16-18]。烧结侧重于在铁矿配矿过程中实现原料成本优化，配料过程更强调控制烧结矿化学成分的准确性和稳定性。为了提高烧结矿w(TFe)和w(SiO_2)的控制精度，薛豪[19]将生产要求的w(TFe)和w(SiO_2)作为目标函数建立配料非线性优化模型。

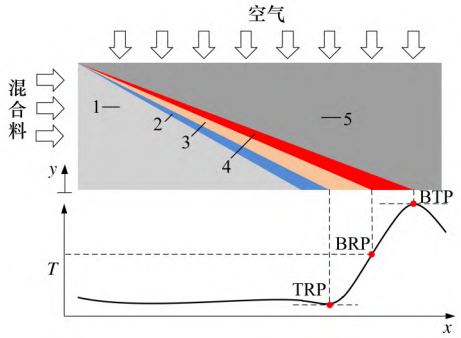
目前，通过在线式成分检测仪或建立预测模型均可较好地解决烧结矿化学成分的大滞后性问题。针对烧结矿化学成分的稳定控制，配料专家系统能对化学成分波动做出合理解释，并根据化学成分之间的相关性给出适宜的调控建议，但存在专家经验规则收集难度大、缺乏推广性等难点；基于优化算法的智能配料方法可根据w(TFe)、

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

$w(SiO_2)$ 等成分要求获得配料方案，但如何根据实际配料情况制定各原料的配比约束范围，避免大范围、大幅度调控各种原料配比，保证生产过程的稳定性是该方法在实际应用时需要解决的一大难题。

2　烧结过程状态智能控制

烧结过程状态主要指透气性状态和热状态。透气性是指固体料层允许气体通过的难易程度，而气体在烧结料层内的流动状态，关系到烧结过程的传质、传热和物理化学反应的过程。热状态又称为温度状态，可以采用废气温度上升点(temperature rising point，TRP)、废气温度拐点(burn rising position，BRP)和烧结终点(burn through point，BTP)三个特征点来共同表征(图 1)[20]。良好的过程状态可以保证烧结矿的质量、产量和能耗指标。



1—原始料带；2—过湿带；3—干燥预热带；4—燃烧带；5—烧结矿带。

图 1　废气温度特征点示意

Fig. 1　Illustration of the characteristic points of exhaust gas temperature

2.1　透气性状态智能控制

透气性状态参数的软测量方法主要有机理模型和综合评判两种。HUANG 等[21]提出了一种烧结过程透气性综合评价预测方法。该方法采用模糊聚类分析法对历史数据进行透气性状态分类，并通过支持向量机构建料层厚度、风箱负压等过程检测参数与透气性状态的映射关系，可实现透气性状态的提前预测。赵小青[22]通过相关系数分析筛选出混合料 $w(TFe)$、点火温度、风箱负压等 18 维变量作为输入，采用 DNN 建立透气性预测模型。

透气性状态与热状态是密切相关的，只有稳定和改善料层透气性才能稳定烧结热状态，为实现优质、高产、低耗的烧结生产奠定基础。从控制的角度来说，料层透气性好时，可以通过台车速度、料层厚度等参数的调整来稳定烧结热状态；而当料层透气性差时，一方面需要通过控制混合料水分、混合料温度等参数来改善透气性，另一方面也需要通过台车速度和料层厚度的调控来稳定烧结终点[23]。

目前多数研究只关注于混合料水分的稳定控制，针对混合料水分与料层透气性的关系，LI 等[24]提出了以透气性为中心的混合料水分智能控制方法，在基于径向基函数神经网络的透气性预测模型基础上，以稳定料层透气性为中心，结合优化算法和专家规则进行混合料水分调控。赵小青[22]在建立透气性预测模型的基础上分析了料层透气性与垂直烧结速度的线性关系，以及不同透气性状态与混合料水分、生石灰配比的取值范围，提出了料层透气性优化策略。

2.2　热状态智能控制

热状态参数的软测量方法主要包括：机尾图像分析法、风箱废气温度分析法、负压法、废气成分法和侧板测温法。其中，烧结终点是终结状态，在线软测量也存在一定的滞后性，因此研究者采用了 BP 算法、支持向量机等机器学习方法对其进行提前预测。刘颂[12]与赵小青等[25]提出了一种基于集成算法的烧结终点预测方法，该方法通过特征选择确定与烧结终点状态关联性较强的特征变量，采用梯度提升决策树(GBDT)分别建立烧结终点位置和终点温度预测模型，在预报误差为 1.25 m 以内，命中率达到 85.6%。XIE 等[26]针对单一模型预测性能不足的问题，提出了一种基于分解编码器和解码器集成的多步预测方法，先通过分解编码器提取烧结终点时间序列的特征信息，再采用解码器建立特征信息与烧结终点的映射关系，可实现烧结终点的提前预测。

在软测量和预测的基础上，国内外学者对烧结过程状态控制展开了一系列的研究。早期的研究主要采用理论计算、专家系统、模糊控制和预测控制等单一算法进行烧结终点的控制。考虑到烧结终点时间序列具有良好的趋势特征，一些研究者提出了基于时间序列特征提取的烧结终点模

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

糊控制策略，通过全局趋势特征估计外部干扰对烧结终点的影响，通过局部趋势特征估计烧结终点的变化，以台车速度为控制量，对烧结终点进行控制，取得了较好的控制效果[27-29]。

考虑到过程状态参数TRP、BRP和BTP之间的关联性，作者[20,30]提出了结合模糊控制和专家规则的烧结过程状态智能控制方法(图2)，建立以BRP为输入的模糊控制模型，构建包含透气性指数、TRP、BRP、BTP为前置条件的专家控制规则，通过主抽风机频率、台车速度、风箱风门开度等操作参数控制烧结过程状态。

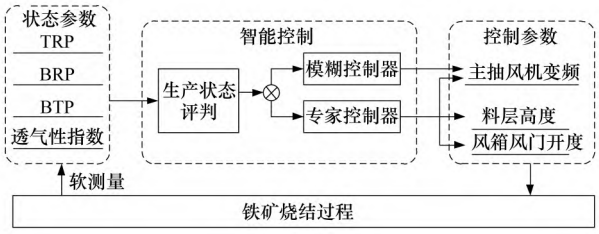


图2 烧结过程状态控制系统结构

Fig. 2 Structure of the state control system for the sintering process

为了在合理控制烧结终点的同时，保证混合料槽料位稳定，向婕等[31]提出了基于模糊满意度的协调控制策略，DU等[32]在此基础上开发了基于优先级的料槽料位(mixture bunker level，MBL)和烧结终点协调控制方法(图3)。该方法融合神经网络、专家规则和模糊逻辑建立烧结终点控制模型，采用专家规则建立混合料料槽料位控制模型，通过软切换方式实现两个控制模型的耦合输出。

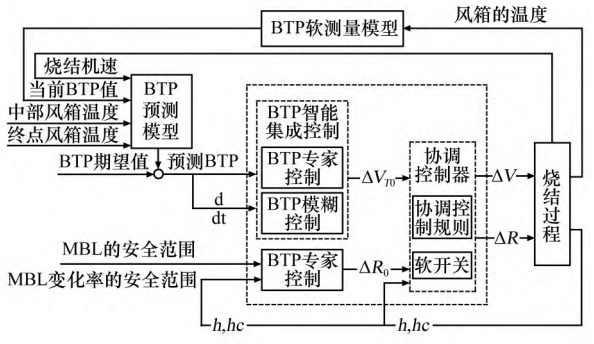


图3 协调控制系统结构[32]

Fig. 3 Structure of coordinating control system

透气性状态和热状态是紧密关联的，且透气性状态和热状态参数都具有不同的调控手段，目前的研究多集中于单一环节的智能控制，部分研究工作关注到了多状态参数或多操作变量的协调控制。结合数据驱动、专家知识和智能控制算法，根据不同的生产工况协调控制圆辊转速、主闸门开度、台车速度、主抽风量、风门开度等操作参数的热状态智能控制，仍有待进一步研究。

3 烧结燃料消耗优化控制

固体燃料消耗约占烧结总能耗的80%，固体燃料燃烧也是烧结工序碳排放的最主要来源。固体燃料的优化控制是降低烧结工序乃至钢铁生产流程能耗和碳排放的一项重要举措，对实现“双碳”目标具有重要意义。

3.1 预测建模

烧结固体燃料消耗可以根据燃料用量、烧结矿产量实时统计获得，但产量指标需要等到烧结矿冷却、筛分后根据成品矿的在线称量获取，存在一定的时间滞后性。学者们以原料参数、过程检测参数为输入，采用人工神经网络[33]、支持向量机[34]等方法可实现固体燃料消耗的提前预测，CHEN等[35-37]在产量预测的基础上计算燃料消耗指标，以及直接基于小波变换和BP神经网络(back propagation neural network，BPNN)进行燃料消耗预测。

烧结矿w(FeO)同时作为烧结热量投入水平的关键指标，在生产现场也经常用作于燃料配比的调控依据。针对烧结矿w(FeO)的大滞后性，可以通过生产过程的检测参数或烧结机尾断面图像对其进行预测。JIANG等[38]提出了一种基于多重长短时记忆网络的烧结矿w(FeO)预测思路，首先通过传热机理模型计算料层最高温度，根据温度特征将烧结过程定为三个等级，为对应等级的烧结状态分别建立不同的LSTM模型。YUAN等[39]建立了一种有监督的深度信念网络(supervised deep belief network，SDBN)，采用主、支管的压力与温度参数作为模型输入预测烧结矿w(FeO)。ZHANG[40]在烧结机尾红外热成像的基础上，采用改进的卷积神经网络模型(ResNet-18)实现了烧结矿w(FeO)的在线软测量，绝对误差±0.5%的预测命中率在91%以上。ZHOU等[41]提出了一种基于

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

机尾可见光图像和过程检测数据融合的烧结矿 w(FeO) 软测量方法(图 4)，通过深度卷积神经网络提取图像高维特征，并于过程检测参数进行融合作为模型输入，实现烧结矿 w(FeO) 的软测量。YANG 等[42] 同样提出了多源信息融合的烧结矿 w(FeO) 软测量方法，基于专家知识和数据驱动的 SE-ResNet 模型提取机尾断面图像的浅层和深层特征信息，引入 Autoformer 对特征信息和过程检测数据进行序列相关性分析和融合，实现最终的烧结矿 w(FeO) 软测量。

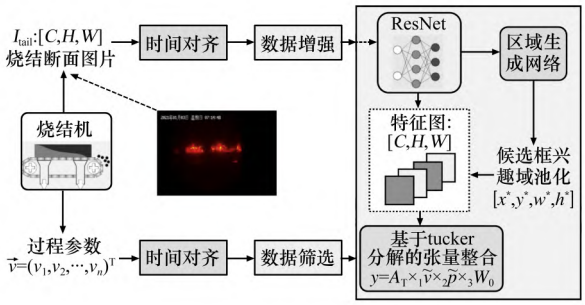


图 4　图像与数据融合的烧结矿 w(FeO) 预测方法[41]

Fig. 4　FeO measurement model based on image and data fusion

3.2　优化控制

烧结混合料的固体燃料消耗与混合料 w(FeO)、烧损、水分等混合料基础性能，以及料层高度、台车速度等工艺参数紧密相关。固体燃料消耗的优化控制主要从工艺参数设定和原料配比调节两方面展开。

WANG 等[43] 利用决策树算法和神经网络算法对烧结能耗进行数据挖掘，首先利用决策树算法确定料层厚度、混合料水分等工艺参数对燃料消耗指标的影响大小；然后根据影响程度大小顺序，分别利用神经网络算法确定工艺参数的最优区间。汪森辉等[44-45] 通过烧结过程物热平衡分析提取了固体燃料消耗的关键影响因素，在基于极限学习机(extreme learning machine，ELM) 和改进集成学习算法(AdaBoost. RT) 的固体燃料消耗和烧结矿质量参数预测的基础上，开发了基于热力学规则和数据驱动模型的烧结工艺参数优化综合集成方法。HU 等[46] 和 ZHOU 等[47] 在固体燃料消耗预测的基础上提出了基于多工况的综合碳效(comprehensive coke ratio，CCR) 建模与优化方法(图 5)，采用 K 均值聚类算法划分烧结工况，预测不同工况下的固体燃料消耗，并通过粒子群算法(particle swarm optimization，PSO) 优化生产参数(图 5)。

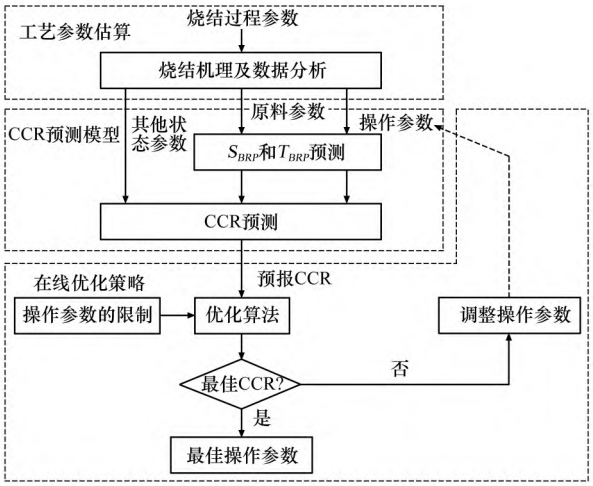


图 5　碳效建模与优化方法[46]

Fig. 5　Carbon efficiency prediction and optimization scheme

从配料优化的角度出发，LIU 等[48] 建立了以烧结矿的最小能量值为目标的原料配比优化模型。该模型可以有效的减少烧结生产过程中的能耗。马云飞等[49] 在传统配料优化模型的基础上嵌入了烧结能量平衡约束，结合 PSO 与多属性决策方法进行模型求解，实现了配矿成本和固体燃料消耗的协同优化。

目前，在燃料消耗指标预测方面已开展了大量的研究工作，从过程参数驱动的预测，到基于机器视觉及多源数据融合的预测均有涉及。而对于固体燃料消耗的控制，则主要是在固体燃料消耗或工序能耗预测的基础上进行操作参数和配料方案的优化，预测模型的“黑箱”特性和优化算法的随机特性使得相关优化建议缺乏合理的依据，难以被现场技术人员所接受。因此，结合燃料消耗指标的预测结果和在线检测的过程参数，对燃料消耗异常情况进行监测和诊断，同时采用专家知识和智能控制算法给出燃料配比的调控建议，并对工艺参数进行优化设定将是未来重点的研究方向。

4　关键工艺参数优化

烧结生产过程是由多个单元组成的物理化学反应繁多的复杂系统，其信息流呈非线性、强耦

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

合、大滞后且动态时变的特性，难以建立精确的数学模型进行描述。目前，烧结过程智能控制主要针对某一单元，例如配料过程、烧结过程状态等的控制。为了保证生产全过程的优化和稳定运行，工艺参数的协调控制和优化设定只能依靠具有丰富经验知识的管理人员、工艺技术人员或工程师来决策。

为了实现局部环节或全流程多个操作参数的优化设定，部分研究者提出采用遗传算法等智能优化方法进行参数寻优。冯朝辉等[50]在建立烧结综合生产指标的BP神经网络模型的基础上，采用多目标优化方法求解出原燃料配比、点火温度等工艺参数。LI等[51]通过在线极限学习机预报烧结矿FeO含量和转鼓强度的基础上，采用多属性决策方法进行混合料水分、料层厚度、主抽风负压等操作参数优化设定。SINGH等[52]通过机器学习建立烧结矿转鼓指数(*TI*)和还原粉化指数(*RDI*)预测模型，并采用带精英策略的快速非支配排序遗传算法(nondominated sorting genetic algorithm II，NSGA-II)对混合料水分、燃料配比、料层厚度等关键操作参数进行优化设定。

全流程工艺参数的协调优化是实现烧结智能控制的关键技术，目前的研究主要还是采用智能优化算法在生产指标最优的目标下对工艺参数优化设定值进行寻优。但如何确保优化设定结果符合实际生产规律，在动态多变的生产过程中逐步调整工艺参数使其稳定过渡到最佳状态是亟需解决的难题。数据与知识相结合的过程建模和参数优化是解决此类复杂问题的重要发展方向，此外强化学习等新技术在流程工业中的应用也提供了解决思路。

5 结论与展望

随着新一代信息技术的快速发展，数字化、智能化技术不断与烧结生产融合，烧结过程智能控制取得了明显进步。在烧结矿化学成分控制方面，通过在线成分分析或多模型集成的烧结矿化学成分预测，较好地抵消了时间滞后性的影响；采用专家规则、优化算法等方法进行配料控制，可以提高烧结矿化成成分的稳定性。在过程状态控制方法，通过对废气温度特征的提取，进行多维度的烧结过程状态控制，避免了只针对烧结终点控制所存在的滞后性和不稳定性问题。在固体燃料消耗优化控制方面，在实现固体燃料消耗或烧结矿FeO含量预测的基础上，通过燃料配比调节、过程参数优化以及配料优化，为降低烧结固体燃料消耗提供了技术支撑。在关键工艺参数优化方面，采用多目标智能优化方法为全流程协调与优化提供参考。

结合当前的研究现状，仍需从过程建模、过程控制和全流程协调优化三方面思考如何通过新技术和新方法的深度融合，以提升智能化烧结水平。

(1) 过程建模是实现智能控制和全局优化的关键。一方面需要结合不同机器学习算法的特性，充分提取烧结生产的内在信息和规律，提高模型适应不同生产工况的能力；另一方面需要通过数据驱动与理论知识、机理模型的深度融合，解决模型可解释性问题。

(2) 面向复杂、动态多变的烧结过程控制问题，智能控制算法仍是有效的解决方法，但需要将数据挖掘与专家系统、模糊控制等先进控制技术结合，从数据中发掘控制规则，提高控制模型的自学习、自适应能力。

(3) 全流程关键工艺参数的协调优化是实施烧结智能控制亟需解决的难题，需要综合应用工艺理论知识、数据挖掘技术和智能优化算法，构建规则或策略引导下的多目标优化模型，在保证烧结生产平稳运行的基础上，达到产量、质量、能耗和排放指标的综合优化。

参考文献:

[1] 国家统计局. 中华人民共和国2022年国民经济和社会发展统计公报[R/OL]. (2023-02-28). http://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202302/t20230228_1919011.html.
National Bureau of Statistics. Statistical bulletin on national economic and social development of the People's Republic of China in 2022[R/OL]. (2023-02-28). http://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202302/t20230228_1919011.html.

[2] 工业和信息化部,发展改革委,生态环境部. 关于促进钢铁工业高质量发展的指导意见: 工信部联原

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

[2022] 6 号 [A/OL]. (2022 - 01 - 20). http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022 - 02/08/content _5672513.htm.
Ministry of Industry and Information Technology, National Development and Reform Commission, Ministry of Ecology and Environment. Guiding opinions on promoting high quality development of the steel industry [A/OL]. (2022 - 01 - 20). http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022 - 02/08/content_5672513.htm.

[3] 马富涛，张建良，张磊，等. 铁前数模技术进展与大数据应用探讨 [J]. 钢铁，2018，53(12)：1 - 9.
MA F T, ZHANG J L, ZHANG L, et al. Introduction of development and progress of mathematical modeling technology in iron-making area and discussion on application prospects of big data technology [J]. Iron and Steel, 2018, 53(12): 1 - 9.

[4] 冯婧. 烧结矿化学成分预报模型与控制指导专家系统的研究与开发 [D]. 长沙：中南大学，2012.
FENG J. Research and development of prediction model and control-guidance expert system of sinter chemical composition [D]. Changsha: Central South University, 2012.

[5] DELWIG C, FETTWEIS H, SCHNITZLER T, et al. Use of an online elemental analyser to optimise the sinter process at thyssenkrupp steel Europe, Duisburg, Germany [C]//Proceedings-Iron ore 2011, Brisbane: Australasian Institute of Mining and Metallurgy, 2011: 381 - 388.

[6] 向家发. 跨带式在线元素分析仪在宝钢烧结配料中的应用 [J]. 宝钢技术，2019(3)：74 - 78.
XIANG J F. Application of cross belt online elemental analyzer on sintering burdening in Baosteel [J]. Baosteel Technology, 2019(3): 74 - 78.

[7] 甘牧原，李宗社，刘巍，等. 在线成分测控系统在柳钢烧结生产的应用实践 [J]. 烧结球团，2018，43(3)：32 - 36.
GAN M Y, LI Z S, LIU W, et al. Application practice of online composition measurement and control system for the sintering plant of Liugang [J], Sintering and Pelletizing, 2018, 43(3): 32 - 36.

[8] 袁致强. 基于深度置信网络的烧结矿化学成分预测模型研究 [D]. 武汉：武汉科技大学，2018.
YUAN Z Q. Study on prediction modeling of the sinter chemical component based on deep learning [D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2018.

[9] 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 X, 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.

[10] 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 - 80；85.
FAN X X, FENG J, CHEN X L, et al. Prediction model and control-guidance expert system of sinter chemical composition [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2011, 31(4): 77 - 80; 85.

[11] 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.

[12] 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 system of sintering process based on big data technology [D]. Tangshan: North China University of Science and Technology, 2020.

[13] 秦雪刚. 烧结配料闭环控制系统开发与应用 [C]//中国金属学会. 第十一届中国钢铁年会论文集. 北京：中国金属学会，2017：133 - 139.
QIN X G. Development and application of closed-loop control system for sinter mix blending [C]//The Chinese Society for Metals. Proceedings-11th China Steel Annual Conference. Beijing: The Chinese Society for Metals, 2017: 133 - 139.

[14] 陈健，杨春节，胡兵，等. 基于 XGBoost 和反向自适应粒子群的烧结配料智能优化方法 [J]. 冶金自动化，2023，47(3)：71 - 80.
CHEN J, YANG C J, HU B, et al. Optimization of sinter batching based on intelligent method of XGBoost and reverse adaptive population particle swarm optimization [J]. Metallurgical Industry Automation, 2023, 47(3): 71 - 80.

[15] 李倩倩. 基于改进鸡群算法的烧结配料多目标综合化策略研究 [D]. 马鞍山：安徽工业大学，2020.

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

LI Q Q. Research on multi-objective comprehensive optimization strategy of sintering ingredients based on improved CSO [D]. Ma'anshan: Anhui University of Technology,2020.

[16] WU M,CHEN X,CAO W,et al. An intelligent integrated optimization system for the proportioning of iron ore in sintering process [J]. Journal of Process Control,2014,24(1):182 - 202.

[17] 李勇,吴敏,曹卫华,等. 基于线性规划和遗传 - 粒子群算法的烧结配料多目标综合优化方法 [J]. 控制理论与应用,2011,28(12):1740 - 1746.
LI Y,WU M,CAO W H,A multi-objective optimization algorithm for sintering proportion based on linear programming and genetic algorithm particle swam optimization [J]. Control Theory & Applications,2011,28(12):1740 - 1746.

[18] WU M,CAO W,CHEN X,et al. Intelligent optimization and control of complex metallurgical processes [M]. Singapore: Springer,2020.

[19] 薛豪. 铁前配料问题的建模优化与系统开发 [D]. 沈阳: 东北大学,2019.
XUE H. Modeling optimization and system development of raw-materials preparation problem in ironmaking [D]. Shenyang: Northeastern University,2019.

[20] FAN X H,HUANG X X,CHEN X L,et al. Research and development of the intelligent control of iron ore sintering process based on fan frequency conversion [J]. Ironmaking & Steelmaking,2016,43(7):488 - 493.

[21] 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 - 2117.

[22] 赵小青. 大数据技术下的烧结机烧结终点优化控制研究 [D]. 唐山: 华北理工大学,2021.
ZHAO. Research on optimal control of sintering end point of sintering machine based on big data technology [D]. Tangshan: North China University of Science and Technology,2021.

[23] 范晓慧,黄天正,陈苾. 烧结过程控制专家系统(Ⅲ):透气性中心控制策略和烧结终点预报策略 [J]. 中南工业大学学报,1998(6):25 - 27.
FAN X H,HUANG T Z,CHEN J. Expert system for controlling sintering process(Ⅲ): control strategy of centre on permeability and predictive strategy of burn-through point [J]. Journal of central south university of technology,1998(6):25 - 27.

[24] LI G,ZHANG G,LING X. Intelligent control of sintering mixture moisture based on RBF model of permeability [J]. Applied Mechanics and Materials,2013,437,686 - 689.

[25] 赵小青,刘颂,王丰,等. 基于大数据技术的烧结终点优化控制 [J]. 中国冶金,2021,31(7):77 - 82;86.
ZHAO X Q,LIU S,WANG F,et al. Optimization control of sintering end point based on big data technology [J]. China Metallurgy,2021,31(7):77 - 82;86.

[26] XIE Y H,HE B C,ZHANG X M,et al. A decomposition-based encoder-decoder framework for multi-step prediction of burn-through point in sintering process [C]//Proceedings: 2023 IEEE 6th International Conference on Industrial Cyber-Physical Systems: New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.,2023.

[27] DU S,WU M,CHEN L F,et al. A fuzzy control strategy of burn-through point based on the feature extraction of time-series trend for iron ore sintering process [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2020,16(4),2357 - 2368.

[28] DU S,WU M,CHEN X,et al. Intelligent integrated control for burn-through point to carbon efficiency optimization in iron ore sintering process [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology,2020,28(6),2497 - 2505.

[29] 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]. 武汉: 中国地质大学,2021.
DU S. Operating mode recognition with multiple time scales and intelligent control of thermal state parameters for sintering process [D]. Wuhan: China University of Geosciences,2021.

[30] 黄晓贤. 铁矿烧结过程能耗优化模型与智能控制系统的研究与开发 [D]. 长沙: 中南大学,2018.
HUANG X X. Research and development of energy optimization model and intelligent control system for iron ore sintering process [D]. Changsha: Central South University,2018.

[31] 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

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

[J]. CIESC Journal,2010,61(8):2138 – 2143.

[32] 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.

[33] 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.

[34] 王俊凯,乔非,祝军,等. 基于支持向量机的烧结能耗及性能指标预测模型 [J]. 同济大学学报(自然科学版),2014,42(8):1256 – 1260.
WANG J K,QIAO F,ZHU J,et al. SVR-based predictive models of energy consumption and performance criteria for sinering [J]. Journal of Tongji University(Natural Science),2014,42(8):1256 – 1260.

[35] CHEN X X,CHEN X,SHE J H,et al. Hybrid multistep modeling for calculation of carbon efficiency of iron ore sintering process based on yield prediction [J]. Neural Computing and Applications,2017,28(6),1193 – 1207.

[36] CHEN X X,CHEN X,SHE J H,et al. A hybrid just-in-time soft sensor for carbon efficiency of iron ore sintering process based on feature extraction of cross-sectional frames at discharge end [J]. Journal of Process Control,2017,54,14 – 24.

[37] CHEN X X,LAN T,SHI X H,et al. A semi-supervised linear-nonlinear least-square learning network for prediction of carbon efficiency in iron ore sintering process [J]. Control Engineering Practice,2020,100,104454.

[38] JIANG Z H,HUANG L,JIANG K,et al. Prediction of FeO content in sintering process based on heat transfer mechanism and data-driven model [C]//Proceedings: 2020 Chinese Automation Congress. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.,2020: 4846 – 4851.

[39] YUAN X F,GU Y J,WANG Y L,et al. FeO content prediction for an industrial sintering process based on supervised deep belief network [J]. IFAC PapersOnLine,2020,53(2):11883 – 11888.

[40] ZHANG N,CHEN X L,HUANG X X,et al. Online measurement method of FeO content in sinter based on infrared machine vision and convolutional neural network [J]. Measurement,2022,202: 111849.

[41] ZHOU P,GAO B H,ZHAO C H,et al. Heterogeneous data-driven measurement method for FeO content of sinter based on deep learning and tensor decomposition [J]. Control Engineering Practice,2023,134: 105479.

[42] YANG C,YANG C J,ZHANG X M,et al. Multi-source information fusion for autoformer soft sensor modeling of FeO content in iron ore sintering process [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2023,19(12):11584 – 11595.

[43] WANG B,YANG B,SHENG J F. An improved neural network algorithm and its application in sinter cost prediction [C]//Proceedings: 2009 2nd International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: IEEE Computer Society,2009: 112 – 115.

[44] 汪森辉,李海峰,张永杰,等. 基于热力学规则与数据驱动模型的烧结工艺参数优化综合集成方法 [C]//中国金属学会. 第十届全国能源与热工学术年会论文集. 杭州:中国金属学会能源与热工分会,2019: 18 – 28.
WANG S H,LI H F,ZHANG Y J,et al. Integrated synthesis methodology for optimization of sintering based on thermodynamic rules and data driven models [C]//The Chinese Society for Metals. Proceedings-10th national academic annual conference on energy and thermal engineering. Hangzhou: Energy and Thermal Engineering Branch of the Chinese Society of Metals,2019: 18 – 28.

[45] WANG S H,LI H F,ZHANG Y J,et al. A hybrid ensemble model based on ELM and improved AdaBoost. RT algorithm for predicting the iron ore sintering characters [J]. Computational Intelligence and Neuroscience,2019,2019: 4164296.

[46] 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.

[47] ZHOU K,CHEN X,CAO W H. Optimization method for carbon efficiency in the green manufacturing of sinter ore and its application [C]//Proceedings of the 37th Chinese Control Conference. New York: IEEE Computer Society,2018,3464 – 3468.

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

(下转第 21 页)

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

结矿 FeO 成分长短期综合预报[J]. 钢铁，2023，58(8)：32－40.
ZHANG Zhen，TANG Yu，CHU Mansheng，et al. Comprehensive long-and short-term forecasting of FeO composition in sinter ore based on EEMD and machine learning[J]. Iron & Steel，2023，58(8)：32－40.

[38] 惠佳豪，邢相栋，郑兆颖，等. 基于 KPCA 和 Logistic-SSA-BP 的烧结矿 FeO 含量预测[J]. 钢铁研究学报：1－14.
HUI Jiahao，XIN Xiangdon，ZHENG Zhaoyin，et al. Prediction of FeO content in sintered ore based on KPCA and Logistic-SSA-BP[J]. Journal of Iron and Steel Research：1－14.

[39] XIE Z J，MI Z Z，WANG Y. Soft sensor of FeO content in sinter based on APSO And LSSVM[J]. Metalurgia International，2012，17(9)：216.

[40] JIANG Z，GUO Y，PAN D，et al. Polymorphic measurement method of FeO content of sinter based on heterogeneous features of infrared thermal images[J]. IEEE Sensors Journal，2021，21(10)：12036－12047.

[41] 张宁. 基于机尾红外图像的烧结矿 FeO 含量预测模型研究[D]. 长沙：中南大学，2022.
ZHANG Ning. Predictive modeling of FeO content in sintered ore based on infrared images of machine tailing[D]. Changsha：Cenctral South University，2022.

[42] 丁谦. 基于深度学习的烧结矿 FeO 含量预测方法研究[D]. 长沙：中南大学，2022.
DING Qian. Research on the prediction method of FeO content in sintered ore based on deep learning[D]. Changsha：Cenctral South University，2022.

[43] BAI X，CHEN C，LIU W，et al. Data-driven prediction of sinter composition based on multi-source information and LSTM network[C]//Chinese Association of Automation(CAA). The 40th Chinese Control Conference(CCC). Piscataway：IEEE Computer Society，2021：3311－3316.

[44] JIANG Z，HUANG L，JIANG K，et al. Prediction of FeO content in sintering process based on heat transfer mechanism and data-driven model[C]//Chinese Association of Automation(CAA). 2020 Chinese Automation Congress(CAC). Piscataway：IEEE，2020：4846－4851.

[45] 蒋朝辉，黄良，蒋珂，等. 基于模糊推理和 R-C-LSTM 的烧结过程 FeO 含量预测[C]//第 32 届中国过程控制会议(CPCC)论文集. 太原：中国自动化学会过程控制专业委员会，2021：1575.
JIANG Zhaohui，HUANG Liang，JIANG Ke，et al. Prediction of FeO content in sintering process based on fuzzy inference and R-C-LSTM[C]// The 32nd Chinese Process Control Conference(CPCC). Taiyuan：Technial Committee on Process Control of Chinese Association of Automation，2021：1575.

[46] 方怡静，蒋朝辉，黄良，等. 基于知识与 AW-ESN 融合的烧结过程 FeO 含量预测[J/OL]. 自动化学报(2022－10－25)[2023－11－24]. http://doi.org/10.16383/j.aas.c211013.
FANG Yijing，JIANG Zhaohui，HUANG Liang，et al. FeO Content Prediction in Sintering Process Based on Fusion of Data-Knowledge and AW-ESN[J/OL]. Acta Automatica Sinica(2022－10－25)[2023－11－24]. http://doi.org/10.16383/j.aas.c211013.

(上接第 9 页)

[49] 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.

[50] 冯朝辉，应保胜，张华，等. 基于分层优化的烧结多目标优化模型研究[J]. 价值工程，2015，34(18)：23－27.
FENG Z H，YING B S，ZHANG H，et al. Research of multi-objective optimization model in sintering process based on layered optimization[J]. Value Engineering，2015，34(18)：23－27.

[51] LI Z P，FAN X H，CHEN G，et al. Optimization of iron ore sintering process based on ELM model and multi-criteria evaluation[J]. Neural Computing and Applications，2017，28(8)，2247－2253.

[52] SINGH K，VAKKANTHAN P，NISTALA S，et al. Multi-objective optimization of integrated iron ore sintering process using machine learning and evolutionary algorithms[J]. Transactions of the Indian Institute of Metals，2020，73(8)，2033－2039.

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