钢铁制造烧结过程关键参数检测方法综述

刘昱钤[1]，潘 冬[1]，蒋朝辉[1]，余浩洋[1]，桂卫华[1]，杨春节[2]
(1. 中南大学 自动化学院，湖南 长沙 410083；2. 浙江大学 控制科学与工程学院，浙江 杭州 310027)

摘要： 铁矿石烧结是钢铁制造中重要的铁前流程，是高炉炼铁的主要精料来源，也是钢铁行业实施“双碳”战略的前沿阵地。烧结终点、混合料水分以及FeO含量作为烧结过程中的关键参数，直观反映了烧结全流程的工况、能耗水平以及成品质量，是烧结过程在线检测的重点研究对象，本文重点阐述了这三个关键参数的检测方法研究现状，从工艺机理和参数特性出发，分析了现有检测方法的优缺点以及适用性，概括了当前烧结过程关键参数检测面临的问题，并对未来发展趋势进行了展望。

关键词： 烧结终点； 混合料水分； FeO含量； 关键参数； 在线检测
中图分类号： TF046.4；TP183 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764(2023)06－0010－12
doi： 10.13403/j.sjqt.2023.06.080

A review of detection methods of key parameters in sintering process of iron and steel manufacturing

LIU Yuqian[1], PAN Dong[1], JIANG Zhaohui[1], YU Haoyang[1], GUI Weihua[1], YANG Chunjie[2]
(1. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, Hunan, China;
2. Department of Control Science and Engineering Zhejiang University, Hangzhou 310027, Zhejiang, China)

Abstract: Iron ore sintering is an important pre-iron process in iron and steel manufacturing, the main source of concentrate for blast furnace ironmaking, and the forefront of the implementation of the "double carbon" strategy in the iron and steel industry. As the key parameters in the sintering process, the sintering end point, the compound moisture and the FeO content intuitively reflect the working conditions, energy consumption level and finished product quality of the whole sintering process, which are the key research objects of on-line detection in the sintering process. The research status of the detection methods of such 3 key parameters is emphatically expounded, the advantages, disadvantages and applicability of the existing detection methods are analyzed from the process mechanism and parameter characteristics, the problems faced by the detection of key parameters in the current sintering process are summarized, and the future development trend is prospected.

Key words: sintering end point; mixtures moisture, FeO content, key parameters, on-line detection

烧结是钢铁制造流程中的关键工序，该工序可通过将低品位的贫铁矿与熔剂、助燃剂充分混合，在烧结机上进行持续性的抽风烧结，高温条件下逐渐由粉末转为块状固体并除去原始矿料中的部分杂质，使铁元素富集形成稳定的高品位富铁矿，为高炉炼铁提供主要精料[1]。优质的烧结成品矿是后续高炉冶铁稳定顺行的前提和提高生产效率的基础。然而我国烧结过程中存在设备智能化程度低、复杂环境干扰大、料种成分波动频繁等一系列问题，造成烧结过程关键参数信息难

收稿日期： 2023－11－01； **修回日期：** 2023－11－08
基金项目： 长沙市自然科学基金资助项目(kq2202075)；武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心开放课题(MADTOF2022A01)
作者简介： 刘昱钤(1999—)，男，博士研究生，从事智能感知、复杂工业过程建模等方面的研究。
通信作者： 潘 冬(1992—)，男，讲师，从事红外机器视觉、图像处理、工业过程检测和控制等方面的研究。

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

以精准检测，不利于提高烧结矿产、质量。

在烧结过程中，关键参数一般包含状态参数、控制参数和质量参数三类，直观描述了烧结全流程的工况、能耗水平以及产品质量。一般来说，控制参数由控制算法和控制器给定，烧结过程主要是基于状态参数和质量参数的波动对其进行反馈调节。因此，对烧结过程中状态参数和质量参数的在线精准检测成为了烧结过程提质增效的关键问题。国内外学者长期致力于解决这一关键问题，开展了大量的理论方法研究和实验探索，特别针对于烧结过程中关键质量参数(FeO 含量)的测量，以及状态参数[烧结终点(burning though point，BTP)和混合料水分]的在线检测问题。这些研究在部分烧结现场取得了一定效果，然而烧结过程机理复杂、工序间耦合紧密、检测环境恶劣多变，烧结过程关键参数的在线精准检测仍面临重大挑战。目前关于铁矿石烧结领域参数检测方法的研究较多：AZIZI[2]综述了机器学习方法在各种材料烧结领域的最新进展，包括参数预测以及烧结过程优化等；YAN 等[3]则进一步对整个铁矿石烧结领域的数据驱动建模方法进行了分析。这些文献大多从建模方法的角度出发对烧结过程进行了全面分析，然而对于烧结过程中具体关键参数的检测方法缺乏详细深入的逻辑梳理和方法阐述，尤其是复杂环境下不可测、难测准的关键参数检测问题的系统总结和理论梳理上较为欠缺。为此，本文从烧结过程的工艺和特性出发，聚焦烧结终点、FeO 含量以及烧结混合料水分三个关键参数的检测问题，系统分析不同检测手段之间的异同、优缺点以及适用性，概括总结当前烧结过程关键参数检测面临的主要问题，并展望烧结过程关键参数检测的未来发展方向。

1　铁矿石烧结流程工艺分析

1.1　烧结流程简介

目前，国内钢厂所使用的烧结方式基本为带式烧结机上的抽风烧结。整个烧结系统主要由上料系统、配料系统、一次混料、二次混料(制粒)、烧结、环冷、筛分等多个工序组成，其工艺过程如图 1 所示。

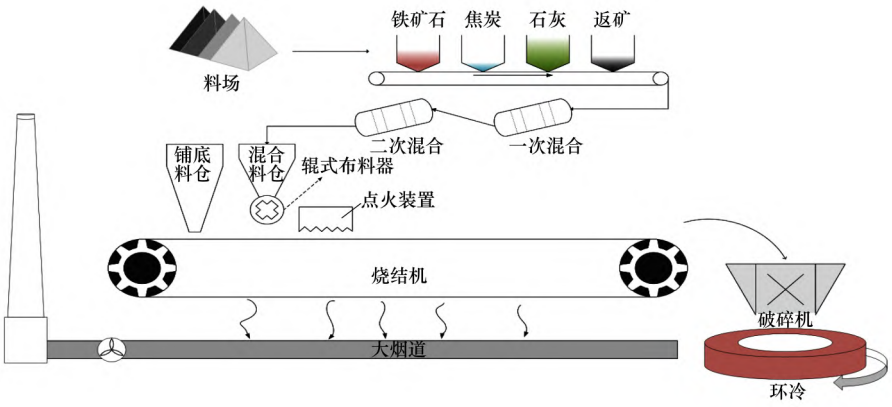


图 1　烧结工艺流程示意

Fig. 1　Diagram of sintering process flow

1.2　烧结特性分析

深入了解分析工业过程的特性，是实现参数精准检测的前提。烧结是一个连续的、复杂的长流程工业过程，其不同阶段呈现不同的数学特性和时序特征，从整个烧结过程来看，主要具有的特点：① 强非线性：烧结过程包含复杂的物理化学反应(水分蒸发、分解和氧化还原等)，其输入输出间呈现出极强的非线性，难以通过传统的数学模型直接描述；② 高维度与强耦合：烧结过程是一个多工序的连续作业过程，工序间往往是一个多输入多输出的复杂系统，这对一些难以直接测量的关键参数的软测量建模带来了巨大挑战；③ 时变性：烧结过程是一个复杂的动态过程，各参数随着时间推移不规则变化，这对于一些关键参数的预测是非常困难的；④ 长时延：整个烧结过程从混合造粒到成矿需要大概 1 h 的时间，不同工序间存在较长的时序差，因此，在检测关键参数时，对于不同工序间的耦合参数，需要特别注

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

意其时序信息；⑤ 缺乏标签：深度学习的快速发展为工业中非线性建模带来了新的方向，然而经典的深度学习模型通常需要大量的真实训练标签，这在烧结过程中是难以实现的。

2 BTP 在线检测方法

BTP 表征着烧结过程中料层在当前状态下完全烧透的位置，合适、稳定的 BTP 能够提高烧结矿成品的质量和产量。然而，在实际的生产过程中，由于料层的燃烧传热机理难以精确建模，且燃烧面处于料层内部高温、高压、覆盖情况下，受目前的传感技术限制，无法通过仪器对燃烧面进行实时在线的直接检测。在这种情况下，当前对 BTP 位置的在线检测方法主要采用间接测量在线预报的方式，其主要包括传统的机理建模法和数据驱动法。

2.1 传统机理建模法

传统的机理建模法主要是通过分析烧结料层内部的热过程与其他外在可测参量之间的耦合关系，探索其他参量的变化规律对 BTP 的影响关系转而实现对 BTP 的软测量，主要包括废气温度拟合法、废气成分判断法、机尾断面图像判断法、起烧点(burning rising point，BRP) 预报法等。

2.1.1 废气温度拟合法

烧结初期风箱温度由于热量累积而不断增高。随着烧结过程不断进行，透气性逐渐变好，热量依然累积但趋势变慢直至烧结完成，风箱温度达到最高点并由此开始下降的点就是 BTP 的位置。因此，废气温度拟合法常通过收集风箱热电偶矩阵数据，采用不同方法对其进行曲线拟合构建软测量模型并求取温度曲线最大值的位置即为 BTP。刘玉长等[4]与闫中华[5]均采用二次曲线对风箱温度矩阵进行回归并利用最小二乘法求取方程解获取 BTP 的估算值；周洋[6]在文献[4]基础上，考虑到烧结机机尾风箱漏风造成的测温值偏差，引入了大烟道的废气温度进行反馈修正，提高了其检测稳定性。该方法普遍应用于烧结现场，能够较好的拟合 BTP 的总体变化趋势，其检测精度和稳定性基本满足对烧结现场的指导需求，但是机尾风箱漏风带来的异常值检测问题需要更深入的研究。

2.1.2 废气成分判断法

烧结废气成分的变化是碳的燃烧，氧化物的氧化还原，熔剂的分解等多反应发展进程不同的结果，与烧结进程具有较强的耦合关系。杨兆祥等[7]在实验室条件下采集不同风箱废气并分析其成分。研究发现：随着烧结过程进行，废气中的 CO_2 和 CO 含量不断上升，O_2 含量下降；而当烧结反应进行到末端时，废气中的 CO_2 和 CO 含量不断下降，O_2 含量上升。因此，可将 CO_2 基本消失点作为烧结终点。该方法具有一定的可行性，然而在实际烧结现场该方法的操作难度较高且易受到配料波动影响，具有较大局限性。

2.1.3 机尾断面图像判断法

烧结现场主要依靠有经验的看火工人在烧结机尾对烧结断面进行观察，凭经验作出判断，然而该方式消耗人力物力且具有较大的主观影响。所以机尾断面图像判断法通过摄取机尾断面彩色图像，基于人工经验提取图像特征来进行判断。周芳等[8]通过统计机尾断面图像中的 5 个特征参量，构建了模糊子集和隶属函数，并运用海明贴近度公式进行模糊推断。该方法对于较明显的 BTP 位置异常能够精确识别，能够代替看火工人，但其主要针对烧结均匀、过烧以及欠烧三类典型状况构建模糊子集，无法精确到风箱位置，其检测精度上需要进一步加强。

2.1.4 BRP 预报法

在实际烧结过程中，由于烧结过程的连续性，BTP 的控制在时间上需要较大的提前量，所以也有学者研究利用超前的热状态指标 BRP 来实现 BTP 的预报，提前对不合理的燃烧过程作出调节指导以获得合适的 BTP 位置。BRP 指的是烧结生产过程中，废气温度开始上升时的风箱位置通常位于点火装置后的第一个风箱位置。张晓龙等[9]采用正常拐点风箱(风箱温度开始上升处) 来作为 BTP 的预报参数，将烧结过程看作“灰箱”系统，利用系统辨识的方法建立 BTP 的自适应预报模型。该方法能够提前对 BTP 的位置进行预报，在稳定工况下有较高的预报精度，然而当工况出现波动或者对控制参数进行了调节后可能会对该方法的预测结果造成干扰。

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

2.2　基于数据驱动在线预报法

传统的机理建模法所采用的低阶回归以及成分分析等方法，虽然一定程度上能够反映不同参量与 BTP 之间的耦合机理，但对于烧结过程中复杂的非线性传热机理和环境干扰因素以及 BTP 与烧结机速、点火温度、混合料水分等其他工序内参数的耦合关系缺乏综合考虑，存在一定的局限性。KUMPATI 等[10]在研究中首次阐明了多层前馈网络用于非线性系统辨识的可能性，神经网络的提出和传感技术的进步催生了基于数据驱动的 BTP 预报方法。王亦文等[11]基于 BP 神经网络以及模糊逻辑规则预测模型提出了最优组合预测算法，综合了神经网络模型的实时与模糊规则的运行机理表征的优点。谌晓文等[12]在研究中更着重的考虑到了其他工序参数对 BTP 的影响，采用台车速度、点火温度、二混含水量、风箱负压以及给矿机速度 5 个变量作为网络输入对 BTP 位置进行了预测，该模型能够较好的跟踪 BTP 的变化和波动状况。

随着深度学习技术的飞速发展，神经网络的性能和计算能力日渐提升，学者们注意到了数据本身和网络优化方法的重要性。闫成忍[13]采用遗传－粒子群(GA-PSO)混合算法优化 BP 神经网络的权值和阈值并且改进了 L-M 算法的寻优性能，获得了较高的 BTP 预测精度。此外，曲鑫鹏等[14]在研究中注意到传统神经网络着重强调了烧结过程的非线性而忽视了其动态特性，为此使用了动态慢特征算法和偏最小二乘算法提取了烧结过程的缓慢特征，并基于长短期记忆网络(long short term memory，LSTM)建立了 BTP 的软测量模型，实验证明其具有较高的精度。

上述方法大多采用智能模型深入挖掘了海量工业过程数据中隐藏的耦合关系，实现了较为精准的 BTP 预报，但其预测结果仅从数据的角度实现了非线性映射，孤立了专家经验等知识的引导。方怡静等[15]采用数据驱动和知识引导相结合的方式，首先利用堆叠时间卷积模块充分提取数据中的深层隐含特征，然后将历史工况的知识以注意力机制的方式引入，引导智能模型识别不同特征的重要性，增强了模型的可解释性且在 BTP 的预测上取得了更好的效果。BTP 检测方法对比见表 1。

表 1　BTP 检测方法对比

Table 1　Comparison of sintering endpoint detection methods

分类	检测方法	优点	缺点	适用性
机理建模	废气温度拟合法	数据获取简单、精度和稳定性较好、反应快	易受机尾风箱漏风影响、数据质量要求高	能满足基本的烧结现场需求
	废气成分判断法	检测精度较高	现场操作难度较高	适用于实验条件下的精确检测
	机尾断面图像判断法	反应快、数据获取简单	对于获取的图像质量要求较高、检测精度不高	适用于烧结现场的定性分析
	BRP 预报法	数据获取简单、能够提前较长时间预报	受工况波动影响较大、数据质量要求高	适用于稳定工况或者调节操作较少的场景
数据驱动	基于过程数据预报法	模型简单灵活、响应速度快、检测精度高	依赖数据质量、特征选择、模型解释性低	适用于内部机理复杂，过程数据易获取的建模

3　烧结过程混合料水分检测方法

烧结混料中的水分含量是一个关键的过程状态参数，太少导致物料难以滚动成球，而过多则易导致黏结成块，妨碍物料流动、影响混匀。适宜的烧结混合料水分含量，是保证混合料达到最高成球率，有效改善烧结过程料层透气性，提高热反应传热效率的关键，直接影响到烧结矿的成品率和成品质量。因此，烧结混合料水分的实时精准检测，对提高烧结过程稳定性，增加产能至关重要。目前烧结混合料水分检测的方式根据原理可以分为直接测量和间接测量两种。

3.1　基于直接测量的混合料水分检测方法

直接测量法是基于水分本身所具有的物理、化学性质，直接对混合料水分进行测量的方法，可以细分为热干燥法和快速失重法[16]。

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

3.1.1 热干燥法

热干燥法通过随机人工取样，使用精密天平测得其初重后送入电烘烤箱中以低于其品质变化的温度(烧结现场通常采用温度为250 ℃)进行烘干，测得其烘干前后的重量变化，进而计算获得烧结混合料的水分含量。该方法通常具有较高的测量精度，一般将其测量值作为烧结现场其他水分测量仪器的标定值，但该方法烘干所需要的时间一般为2 h以上，无法实现混合料水分的在线检测，无法实时指导生产。

3.1.2 快速失重法

快速失重法是通过对物料加以强的外力作用，加速物料水分蒸发，从而减少测量时间的方法。该方法是对热干燥法的重大改进，其检测响应时间可以减少到140 s，克服了检测周期长的缺点。然而，该方法仍属于离线测定，且该方法的测定成本较高，仪器维修工作量大，实用价值低。

3.2 基于间接测量的混合料水分检测方法

间接测量法是指不直接测量烧结混合料中水分的含量，而是通过测量其他的与水分相关的参数来推断或间接估算混合料中的水分含量。

3.2.1 电导式水分检测

电导式水分检测是通过将两个电极置于被测物料两端，根据被测物的含水量不同在电导上表现出差异的原理来进行测量的。该方法在实验条件下对于液体和含水物质的测量精度表现较好，但因其为接触式测量且需要通电流，通常要求被测物导电性较好与电极接触良好，容易受到被测物料的密度、均匀性、温度等众多因素影响[17]，对于固体颗粒混合物的水分测量适用性较差，烧结现场对该方法的应用较少。

3.2.2 阻抗式水分检测

阻抗式水分检测仪的测量方式与电导式水分检测仪类似，在原理上稍有区别，其是根据混合料水分含量不同所呈现出不同的电阻值和容抗值来对水分进行估算[18]。相较于电导式水分检测方法，该方法可以用于非导电或导电性较差物质的水分检测，如固体颗粒混合物。但该方法同属于接触式测量，且高频电流需要适配的电路系统和传感器，在烧结现场同样应用较少。

3.2.3 中子水分检测

中子水分检测是将中子源和中子探测器放在被测物料的同侧，中子源产生能量较高的快中子穿过被测物料时，与水分子碰撞转化为慢中子并且发生散射，被中子探测器所感知的方式来对水分进行估算。由于散射中子的能量和角度与作用中的能量损失有关，因此通过散射慢中子的能量谱和角度分布，可以对被测样品的水分含量进行分析[19-20]。该方法具有非侵入性、免受颜色和形貌影响等优点，但易受到烧结料种波动影响造成标定失准，且其具有辐射性、响应速度较慢、检测成本高等缺点，使得该方法在烧结现场的应用仍具有局限性。

3.2.4 微波水分检测

微波水分检测是根据微波透射相移原理，通过微波发射器产生高频的微波辐射透射被测物料，其中属于极性分子的水分子会导致微波辐射的能量损失，部分被吸收，而其余部分会被反射回到检测器，从而进行检测的一种方式。通过比较输入微波辐射和反射微波辐射之间的差异，可以推断样品中的水分含量[21]。信美华等[22]在烧结现场的工业应用实践结果表明，其研发的基于微波原理的DF-MMAI系列水分在线检测系统实测值的绝对平均误差为0.293%，均方根误差为0.137%，在检测精度和稳定性上有较好的表现。类似于中子水分检测，微波水 分检测同样具有非侵入性、非破坏性等优点，但是微波水分检测通常只能测量样品表面附近的水分含量，且微波水分检测设备成本较高，限制了其在烧结现场的应用。

3.2.5 近红外水分检测

近红外水分检测是根据烧结混合料中水分子对特定波长的近红外光具有强烈吸收作用，且不同含水率吸收程度不同。因此根据朗伯-比尔定律[23]，通过测量近红外光照射混合料后反射以及透射的光能可以估计混合料含水量。李士通[24]在研究中发现，该方法的检测绝对误差平均值可以保持在0.2%以内且具有非侵入性、实时性的优点，但同样也受物料分布、温度等环境因素影响。为了克服这些影响，DAIKOS等[25]与STEFANSSON等[26]在研究中选择对水分不敏感且靠近测量波长的波段

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

作为参比波段，从而消除部分外部干扰因素的影响，该方法在一定程度上有所改进，但仍然受物料颜色、水蒸气[27]等多因素影响，限制了该方法在烧结现场的进一步推广。

3.3　其他水分检测方法

前文主要阐述了目前烧结现场应用较广泛的一些方法，随着深度学习技术的发展，数据驱动实现工业检测的方式得到越来越多的关注，也有学者从数据－知识协同驱动的角度，基于现场看水工人的知识经验引导，提取烧结混合料图像的颜色、纹理以及人工定义的阴影特征对混合料水分含量进行初步预估，并与烧结过程数据映射的混合料水分预测值进行决策级融合，与现场的标定数据进行比对，该模型的预测命中率可以达到 82.1%，相比同样条件下的近红外水分检测方法命中率提高了 8.5%，能够有效提升现场水分检测的精度和稳定性[28]。表 2 总结了不同混合料水分检测方法的优缺点，并对其适用性进行了描述。

表 2　烧结混合料水分检测方法对比

Table 2　Comparison of moisture testing methods for sintered blends

分类	检测方法	优点	缺点	适用性
直接测量	热干燥	检测精度高、操作简单	耗时长	适用于辅助现场其他水分检测方法的标定
	快速失重	检测精度高	操作条件复杂，响应时间较长	适用于实验条件下的高精度测量
间接测量	电导式水分检测	响应速度快	测量精度受到物质均匀性影响、稳定性不高	现场一般不采用
	阻抗式水分检测	响应速度快	适配电路系统和传感器复杂、稳定性不高	现场一般不采用
	中子水分检测	非接触、响应速度快、不受颜色形貌影响	具有辐射性容易带来安全隐患、受料种波动影响容易标定失准	适用于实验条件下的高精度检测
	微波水分检测	非接触、响应速度快	只能检测表面水分	现场使用一般
	近红外水分检测	非接触、响应速度快、检测精度高	易受到物料颜色、水蒸气干扰	在现场应用较多，但仍存在局限性
其他	数据驱动、机器视觉	非接触、实时检测、检测精度高	对过程数据和图像采集质量要求较高，易受到光照和温度变化影响	现场应用较少，但适用范围较广

4　烧结过程 FeO 含量检测方法

烧结矿 FeO 含量是反映烧结成品矿品质的关键参数，直接影响到后续高炉冶铁的高效稳定运行，适宜的 FeO 含量既可以保证烧结矿的强度和还原性，同时也有利于高炉降低焦比，减少燃料消耗[29－31]。然而烧结现场环境复杂恶劣、烧结矿温度过高，为直接在线检测烧结矿 FeO 含量带来了巨大挑战，近年来国内外学者在烧结矿 FeO 的检测方法上进行了大量的探究，按照检测手段主要可以分为直接检测、机理模型预测、过程数据驱动、机器视觉以及数据－知识－机理协同驱动 4 种方式，其中直接检测方法又可细分为化学成分分析和磁导率分析两种。

4.1　直接检测

4.1.1　化学成分分析

基于化学成分分析的方法主要是通过人工采集冷却后的烧结成品矿，通过重铬酸钾溶液滴定来检测烧结矿 FeO 含量[32]。该方法可以提供较为准确的 FeO 含量检测结果，但需要一定的实验设备条件基础，并且属于离线化验，在时间上具有较大滞后性，通常被应用于烧结生产中的质检或者标定，但无法为现场提供实时的参考，难以满足生产过程精细调控的需求。

4.1.2　磁导率分析

磁导率分析法主要是通过检测烧结矿中铁磁物质的磁导率，根据标定数据拟合的磁导率与 FeO 含量之间的映射关系实现 FeO 含量的在线检测[33]。该方法存在一定的局限性，一方面，烧结矿的磁导率受温度影响较大。另一方面，烧结矿

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

的矿物结构十分复杂，FeO 的附存状态以及其他物质的存在会对检测准确性产生一定影响。

4.2 机理模型预测

烧结是一个具有强非线性、不确定性以及耦合性特征，并伴随大量物理化学反应以及热现象的复杂工业过程。烧结过程机理模型的实质是通过对烧结设备以及烧结过程各反应阶段模型化，以揭示过程中物化反应、传质传热规律，反映当前工况，进而对烧结现场的操作作出指导。在过去的几十年里，国内外学者对烧结过程机理模型进行了大量研究。起初的研究主要集中于建立一维模型来揭示烧结过程中局部状态与各状态之间的关系；随着理论知识和仿真技术的不断突破，烧结过程机理模型开始向二维、三维甚至多维发展，模型输出也延伸到烧结矿质量指标预测、温度场分布等。彭坤乾[34]综合研究了烧结过程中物理化学反应现象，通过传质、传热分析，建立了料层温度计算方程，对料层温度场分布进行了仿真，并通过对模拟结果的解析实现了 FeO 含量预测。ZHOU 等[35]在早期的传质、传热模型的基础上，对焦炭燃烧、熔化和凝固的过程机理进行了改进，结合 BHP 集团对于烧结基础的最新研究成果，给出了一个更为全面的数值模型，更加准确地对反应过程进行了量化。

截至目前，烧结机理模型研究取得了许多成果，但大部分模型使用经验公式较多，模型的假设大多基于理想状态，与现实中生产条件差异较大，只能定性地对烧结过程进行分析，难以满足实际生产控制的需求。对于关键过程参数预测，目前的机理模型更适用于辅助其他预测方法的粗估计。

4.3 基于过程数据驱动检测

随着工业数据库和先进传感仪器的发展，工业现场能够利用的数据量日益增长，为数据驱动建模技术在冶金工业领域的应用提供了基础。对于烧结矿 FeO 含量这种多元素共生，物料耦合紧密而难以直接对其进行在线检测的关键参数，数据驱动建模的方法以其建模方式简单和强大的非线性映射能力，逐渐成为了工业界和学术界的研究热点。

张帆[36]在研究中选取了碱度、配煤量、一次温度、制粒效果、加水量、料层厚度、点火温度、煤气流量等 8 个工艺参数以及 4 种矿粉配比作为 FeO 含量预报模型的输入变量，分别对比了 BP 神经网络、RBF 神经网络、SVM 三种方法的模型预测结果，较为全面的展现了智能方法在非线性建模上的优势，但该文章对于模型输入变量的选取依靠人工经验分析，这可能导致模型的预测结果受到影响，具有一定的局限性。

数据驱动的关键源于数据，张振等[37]针对 FeO 含量检测结果延时大、精度差的问题，针对不同时间尺度分别建立了基于双向长短期记忆神经网络(Bi-LSTM)和基于极限树(ET)的长短期预测策略，在数据处理方面，将经验模态分解(EEDM)与长短期预测模型进行融合，能够大幅提高 FeO 含量预测模型在未知数据集上检测结果的精度和稳定性，该结果有助于实现 FeO 含量趋势和数值的精准提前把控。惠佳豪等[38]在研究中考虑到非稳态下的多参数波动导致的数据特征冗余以及维度灾难等问题，采用了皮尔逊(Pearson)和核主成分分析法(KPCA)剔除了数据的冗余特征并且对数据进行了降维，并进一步基于 Logistic 混沌映射优化后的麻雀搜索算法(SSA)对 BP 神经网络进行改进，为提高模型对多工况的适应能力提供了方法。上述数据驱动方法能够有效的从海量的工业数据中挖掘隐含知识，但该方法的结果质量大多依赖于输入数据的质量，尽管有研究对于波动工况下预测模型的性能进行了改进，但缺乏对未知工况的学习策略思考，仍有进一步提升的空间

4.4 基于机器视觉检测

该方法究其根源是基于直接观察法发展而来，烧结现场一般会安排经验丰富的看火工人在烧结机尾肉眼观察机尾断面，根据专家经验定性地对烧结矿中的 FeO 含量进行判定。该方法操作简单但是工人师傅的劳动强度过高且易疲劳，只能对烧结过程的参数调整起到一定的参考。而随着机器视觉技术在工业领域应用的逐渐深入，学者们就基于机器视觉的烧结过程 FeO 含量检测方法开展了大量的研究。

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

XIE 等[39]通过对多循环的断面图像进行分析，提出了基于断面图像的差分算子的特征提取方法。然后，结合自适应粒子群优化算法(APSO)和最小二乘支持向量机(LSSVM)建立组合模型对 FeO 含量进行预测，相较于单一的 BPNN 和 LSSVM 方法在精度上有一定的提高。为了更好的从图像中获取到温度等更多层次的信息以及细节，JIANG 等[40]利用非制冷焦平面红外热像仪对烧结机尾断面图像进行了采集和预处理，基于红外温度信息提取了浅层特征，并在列微元不变性假设下进一步结合浅层特征提取了深层的 FeO 含量的异质特征，在多类异质特征的基础上建立了多态机理模型初步预测 FeO 含量并分为三个等级。最后，建立与三个等级对应的三个智能模型，基于异质特征实现了 FeO 含量的准确预测。

也有学者将图像特征与过程状态数据进行了结合分析，张宁[41]基于烧结工艺理论与数字图像处理技术，提取了与烧结过程状态相关的熔融区面积率、高温区面积率等 12 个图像特征参数，并基于这些特征分别建立了以图像特征为输入的梯度提升决策树(GBDT)模型、以烧结状态参数和图像特征参数为输入的 GBDT 模型、以及以断面图像为输入的卷积神经网络模型。结果表明，引入了状态参数后能够大大提高图像特征单一输入的 GBDT 模型的性能。丁谦[42]针对烧结机尾断面图像数据标签少的问题，采用了准确率高且参数少的 DenseNet 网络，并通过迁移学习和半监督 FixMatch 学习了有效模型参数，利用其提取了图像特征。该文中还提出了捷径连接神经因子分解机作为预测模型，取得了较好的预测结果。进一步地，BAI 等[43]在研究中除了引入了烧结过程机尾断面图像特征以及温度特征外，还考虑到烧结过程中风箱振动与烧结进程之间的耦合关系，将振动信息也作为输入变量，与图像特征和温度特征一起输入 LSTM 中进行预测，取得了良好的预测结果。基于机器视觉的方法能够有效提取到烧结机尾断面中蕴含的纹理、温度以及燃烧进程等重要特征，结合深度学习技术，能够有效的对烧结过程 FeO 含量进行预测并对烧结生产过程作出指导，但上述方法仍有不足，机器视觉方法源于看火工人的工作方式却对看火工人的知识经验没有有效的利用，该缺点限制了单一的机器视觉方法在烧结现场的推广。

4.5　基于数据－知识－机理协同驱动检测

随着工业互联和智能制造的进一步发展，专家知识以及工艺机理在复杂工业过程建模中的重要性越来越得到了学者们的关注，基于数据－知识－机理协同驱动的建模方法综合了数据驱动方法强大非线性映射能力、知识引导的特征筛选以及工艺机理的可解释性等多方面优点，为工业过程模型的智能化提供了新的方向。JIANG 等[44]首先基于烧结过程的传热机理建立了温度分布机理模型，结合专家知识将最高温区分为三类，进而针对三类最高温度构建了三个长短期记忆模型，准确预测了 FeO 的含量。蒋朝辉等[45]在料层最高温度机理模型的基础上，结合专家经验，提出了基于模糊推理定性分析烧结过程 FeO 含量等级的方法。此外，针对烧结过程参数检测频率不均导致的大量未标签数据问题，考虑到过程参数检测的连续性和波动性，还提出了基于核函数高维映射的核心数据选择方法。最后，基于 LSTM 建立了 FeO 含量预测模型。方怡静等[46]在 FeO 含量等级划分和基于核函数高维映射的多尺度数据配准方法基础上，针对烧结过程中数据驱动模型对机理认知程度低致使精度不足的问题，将 FeO 含量等级知识与变权重回声状态网络(AW-ESN)结合建立了知识与变权重回声状态网络(DK-AWESN)，有效提高了在复杂工况下对 FeO 含量的预测精度。烧结过程 FeO 含量检测方法对比见表 3。

5　结论与展望

本文对烧结过程关键参数检测方法的研究现状进行了总结，尽管已有许多专家学者在此领域进行了相关研究并取得丰硕成果，但在烧结终点、烧结混合料水分含量和氧化亚铁含量等关键参数在线检测上仍存在较大局限性。近年来，在“智能制造”和“碳达峰碳中和”等国家战略部署下，为实现烧结流程的智能、绿色、高效运行，对烧结流程关键参数检测的智能化以及精细化调控程度提出了更高的要求。随着新一代人工智能、先进

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

表3 烧结过程FeO含量检测方法对比

Table 3 Comparison of methods for detecting ferrous oxide content in the sintering process

分类	方法	优点	缺点
直接检测	化学成分分析	精度高、操作简单	响应速度慢、非连续检测
	磁导率分析	响应速度快	受温度影响大、稳定性不高
在线预报	机理模型预测	模型可解释性高	定性分析、依赖现场经验
	基于过程数据驱动	建模简单、在线连续检测	依赖于过程数据质量、模型可解释性差
	基于机器视觉	在线连续检测、直观感受	设备维护难、生命周期短、依赖图像质量和特征选择
	数据－知识－机理协同驱动	在线连续检测、模型可解释性强、稳定性高	机理表征和量化困难、数据形式复杂

传感等技术的发展，烧结过程关键参数检测应聚焦深度学习、机器视觉等智能技术前沿，深入研究环境干扰因素智能识别与量化、小样本学习策略、多源信息协同与知识机理引导数据驱动等方面问题，力争突破当前检测技术瓶颈，实现烧结过程烧结终点、混合料水分以及FeO含量等关键参数的智能在线精准检测。

(1) 环境干扰因素智能识别与量化。对于复杂环境下多因素干扰的精准检测问题，干扰因素的智能识别与量化是针对性建立补偿模型的必要前提：① 环境干扰因素智能识别。以近红外烧结混合料水分检测为例，针对外界光照条件、环境温差变化、水蒸气弥漫程度等多个因素，基于近红外水分检测原理分析不同因素影响，智能识别主要干扰项，为针对性的动态补偿提供理论基础；② 环境干扰因素的量化。针对不同的干扰因素，建立量化指标体系，精准衡量其干扰强弱，为动态补偿模型的建立提供支持。

(2) 数据增强与小样本学习策略。针对烧结场景下，如FeO含量、混合料水分等关键参数真实标签获取难或获取周期长、质量不均的问题，考虑从数据增强和小样本学习策略的角度，提高智能检测模型的泛化性。① 采用数据增强方法。例如在基于机尾断面图像检测氧化亚铁含量时，可以采用当前深度学习领域的一些数据增强方法，如生成对抗网络等，对样本容量进行扩充，提高模型检测性能；② 采用小样本学习策略。根据烧结过程中不同关键参数的检测场景，选取适当的小样本学习方法如元学习、迁移学习等。小样本学习和数据增强技术，针对工业场景中标签匮乏的共性问题具有良好的解决效果，将会是一个重要的研究方向。

(3) 多源信息协同检测。在当前工业智能化升级的背景下，烧结过程关键参数的检测有了更高的要求，检测精度要求更高，检测稳定性要更好，过去采用单一信息源的检测方式已经难以满足当前的需求。采用多源信息的融合来协同检测，往往能够实现不同源信息之间的互补，增强检测模型在不同条件下的检测稳定性，提高检测精度。

(4) 知识－机理联合引导数据驱动策略。如今社会已经进入第五种计算范式，即数据驱动、知识引导和机理说明相互结合的智能计算，工业领域同样适用。工艺机理可以准确把握问题的本质和主要矛盾所在，知识经验可以提供烧结过程的高级语义知识和模型参考，数据驱动的方法则可以自动挖掘海量数据中隐含的规律。利用现场专家经验和机理知识，对深度学习的计算过程进行引导，指导智能模型选取重要的特征进行学习，提高模型的精度和可解释性，进而真正实现烧结过程关键参数的智能在线检测。

参考文献:

[1] FERNÁNDEZ-GONZÁLEZ D, RUIZ-BUSTINZAÍ, MOCHÓN J, et al. Iron ore sintering: process [J]. Mineral Processing and Extractive Metallurgy Review, 2017, 38(4): 215－227.

[2] AZIZI S. Recent advances in machine learning algorithms for sintering processes [J]. Synthesis and Sintering, 2023, 3(1): 20－27.

[3] YAN F, ZHANG X, YANG C, et al. Data-driven modelling methods in sintering process: current research status and perspectives [J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2023, 101(8): 4506－4522.

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

[4] 刘玉长，桂卫华，周子民．基于软测量技术的模糊烧结终点控制研究［J］．烧结球团，2002，27(2)：27－30.
LIU Yuchang，GUI Weihua，ZHOU Jiemin. Research on fuzzy sintering endpoint control based on soft measurement technology［J］. Sintering and Pelletizing，2002，27(2)：27－30.

[5] 闫中华．360 m^2 烧结机烧结终点预测与控制方法研究及应用［D］．沈阳：东北大学，2017.
YAN Zhonghua. Research and application of sintering endpoint prediction and control method for 360 m^2 sintering machine［D］. Shenyang：Northeastern University，2017.

[6] 周洋．烧结终点检测与智能控制系统研究［D］．沈阳：东北大学，2013.
ZHOU Yang. Sintering endpoint detection and intelligent control system research［D］. Shenyang：Northeastern University，2013.

[7] 杨兆祥，杜继红．利用烧结废气成分分析判断烧结过程［J］．烧结球团，1990，15(2)：9－18.
YANG Zhaoxiang，DU Jihong. Utilizing sintering exhaust gas composition analysis to determine the sintering process［J］. Sintering and Pelletizing，1990，15(2)：9－18.

[8] 周芳，岑豫皖，杜培明．在线判断烧结矿烧结终点的模糊识别法［J］．仪器仪表用户，2003(5)：48－49.
ZHOU Fang，CEN Yuwan，DU Peiming. Fuzzy identification method for on-line determination of sintering endpoints in sintered ores［J］. Instrumentation，2003(5)：48－49.

[9] 张晓龙，吴敏，向齐良，等．基于预报的烧结终点模糊控制［J］．计算机测量与控制，2005(10)：42－43；76.
ZHANG Xiaolong，WU Min，XIANG Qiliang，ea al. Fuzzy control of sintering endpoint based on forecasting［J］. Computer Measurement & Control，2005(10)：42－43；76.

[10] KUMPATI S N，KANNAN P. Identification and control of dynamical systems using neural networks［J］. IEEE Transactions on neural networks，1990，1(1)：4－27.

[11] 王亦文，桂卫华，王雅琳．基于最优组合算法的烧结终点集成预测模型［J］．中国有色金属学报，2002(1)：191－195.
WANG Yiwen，GUI Weihua，WANG Yalin. Integrated prediction model for sintering endpoint based on optimal combination algorithm［J］. The Chinese Journal of Nonferrous Metals，2002(1)：191－195.

[12] 谌晓文，邬捷鹏．基于 BP 神经网络的烧结终点预测模型［J］．烧结球团，2006，31(4)：21－26.
SHEN Xiaowen，WU Jiepeng. Sintering endpoint prediction model based on BP neural network［J］. Sintering and Pelletizing，2006，31(4)：21－26.

[13] 闫成忍．基于 LM-GA 算法的 GA-PSO-BP 神经网络烧结终点预测控制研究［D］．马鞍山：安徽工业大学，2020.
YAN Chengren. Research on sintering end-point prediction control of GA-PSO-BP neural network based on LM-GA algorithm［D］. Ma'anshan：Anhui University of Technology，2020.

[14] 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 Xinpeng，ZHANG Haifeng，YANG Chunjie，et al. Soft measurement of sintering endpoints based on slow characterization［J］. Metallurgical Industry Automation，2022，46(5)：48－55.

[15] 方怡静，蒋朝辉，桂卫华，等．基于工况知识引导注意力时间卷积网络的烧结终点预测［J/OL］．控制理论与应用(2023－10－07)［2023－11－24］. http://doi.org/10.7641/CTA.2023.20861.
FANG Yijing，JIANG Zhaohui，GUI Weihua，et al. Sintering endpoint prediction based on working condition knowledge guided attention time convolutional network［J/OL］. Control Theory & Applications(2023－10－07)［2023－11－24］. http://doi.org/10.7641/CTA.2023.20861.

[16] 刘金刚，吕庆，刘浏，等．烧结混合料水含量测量方法综述［J］．中国冶金，2005(9)：14－18.
LIU Jingang，LÜ Qing，LIU Liu，et al. A review of water content measurement methods for sintered mixes［J］. China Metallurgy，2005(9)：14－18.

[17] 李珍义．电导式烧结混合料专用水分仪的研究［D］．沈阳：东北大学，2013.
LI Zhenyi. Research on conductive moisture meter for sintered mixes［D］. Shenyang：Northeaster-n University，2013.

[18] 张宝俊．阻抗式烧结混合料水分仪研究［D］．沈阳：东北大学，2014.
ZHANG Baojun. Impedance sintered mix moisture meter study［D］. Shenyang：Northeastern University，2014.

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

[19] LONG I, FRENCH B. Measurement of soil moisture in the field by neutron moderation [J]. Journal of Soil Science, 1967, 18(1): 149 – 166.

[20] 邓华,鲁学军. 中子仪在高炉焦炭水分在线检测中的应用 [J]. 计量与测试技术, 2013, 40(8): 48 – 50; 52.
DENG Hua, LU Xuejun. Application of neutron meter in online detection of coke moisture in blast furnace [J]. Metrology & Measurement Technique, 2013, 40(8): 48 – 50; 52.

[21] 张蒙飞. 烧结混合料水分检测装置与检测系统的研究 [D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2021.
ZHANG Mengfei. Research on moisture detection device and detection system for sintered mixes [D]. Ma'anshan: Anhui University Of Technology, 2021.

[22] 信美华,尹毅强,孙小林. 基于微波原理的烧结混合料水分在线检测系统 [J]. 现代矿业, 2015, 31(12): 230 – 231; 236.
XIN Meihua, YIN Yiqiang, SUN Xiaolin. On-line moisture detection system for sintered mixes based on microwave principle [J]. Modern Mining, 2015, 31(12): 230 – 231; 236.

[23] MOSOROV V. The Lambert-Beer law in time domain form and its application [J]. Applied Radiation and Isotopes, 2017, 128: 1 – 5.

[24] 李士通. 反射式近红外水分仪的研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2015.
LI Shitong. A study of reflective near-infrared moisture meters [D]. Shenyang: Northeastern University, 2015.

[25] DAIKOS O, SCHERZER T. Monitoring of the residual moisture content in finished textiles during converting by NIR hyperspectral imaging [J]. Talanta, 2021, 221: 121567.

[26] STEFANSSON P, THIIS T, GOBAKKEN L R, et al. Hyperspectral NIR time series imaging used as a new method for estimating the moisture content dynamics of thermally modified Scots pine [J]. Wood Material Science & Engineering, 2021, 16(1): 49 – 57.

[27] 邬鹏程. 烧结混合料水分检测与控制的研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2012.
WU Pengcheng. Research on moisture detection and control of sintered mixes [D]. Shenyang: Northeastern University, 2012.

[28] 徐志豪,张海峰,潘冬. 基于多源信息融合的烧结混合料水分智能在线检测方法 [J]. 烧结球团, 2022, 47(4): 18 – 24; 42.
XU Zhihao, ZHANG Haifeng, PAN Dong. Intelligent online detection method of sintering mixture moisture based on multi-source information fusion [J]. Sintering and Pelletizing, 2022, 47(4): 18 – 24; 42.

[29] FERNÁNDEZ- GONZÁLEZ D, RUIZ-BUSTINZA I, MOCHÓN J, et al. Iron ore sintering: Quality indices [J]. Mineral Processing and Extractive Metallurgy Review, 2017, 38(4): 254 – 264.

[30] SUN Y Q, LIU D H, SUN L Y, et al. Effect of FeO content in ore on the properties of sinter [J]. Advanced Materials Research, 2014, 881: 1687 – 1690.

[31] UMADEVI T, KARTHIK P, MAHAPATRA P, et al. Optimisation of FeO in iron ore sinter at JSW Steel Limited [J]. Ironmaking & Steelmaking, 2012, 39(3): 180 – 189.

[32] 马景治,王峰,冯莉,等. 重铬酸钾滴定法测定铁矿石中亚铁含量方法的改进 [J]. 中国无机分析化学, 2017, 7(1): 39 – 42.
MA Jinzhi, WANG Feng, FENG Li, et al. Improvement of the method for the determination of ferrous iron content in iron ores by potassium dichromate titration [J]. Chinese Journal of Inorganic Analytical Chemistry, 2017, 7(1): 39 – 42.

[33] RAMELOT D. 烧结过程的优化控制系统 [J]. 烧结球团, 2010, 35(6): 30 – 34.
RAMELOT D. Optimized control systems for sintering processes [J]. Sintering and Pelletizing, 2010, 35(6): 30 – 34.

[34] 彭坤乾. 烧结料层温度场模拟模型和烧结矿质量优化专家系统的研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2011.
PENG Qiankun. Research on sinter layer temperature field simulation model and sinter quality optimization expert system [D]. Changsha: Cenctral South University, 2011.

[35] ZHOU H, ZHAO J P, LOO C E, et al. Numerical modeling of the iron ore sintering process [J]. ISIJ international, 2012, 52(9): 1550 – 1558.

[36] 张帆. 烧结配料优化及烧结矿 FeO 含量预测的数学模型研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
ZHANG Fan. Mathematical modeling of sinter batch optimization and prediction of FeO content in sintered ore [D]. Shenyang: Northeastern University, 2013.

[37] 张振,唐珏,储满生,等. 基于 EEMD 和机器学习的烧

(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