

钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造的进展与展望

杜胜^{1,2,3}, 陈聪^{1,2,3}, 胡杰^{1,2,3}, 陈略峰^{1,2,3}, 安剑奇^{1,2,3},
陈鑫^{1,2,3}, 曹卫华^{1,2,3}, 吴敏^{1,2,3}

(1. 中国地质大学(武汉)自动化学院, 湖北 武汉 430074; 2. 复杂系统先进控制与智能化湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074; 3. 地球探测智能化技术教育部工程研究中心, 湖北 武汉 430074)

摘要: 随着“碳达峰”“碳中和”“低碳冶金”等概念的提出, 钢铁行业的绿色智能制造已成为大势所趋。铁前工序是钢铁冶金过程的前端工序, 也是主要的能源消耗环节。因此, 实现铁前工序的绿色智能制造具有重要的经济价值和环保意义。围绕钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造, 以“智能碳使用”的低碳冶金技术为核心, 综述铁前工序运行状态智能感知、运行参数智能控制、运行性能智能优化和智能协同管控4个方面的研究进展。运行状态智能感知是获取难以检测运行状态信息的主要手段, 包括运行状态监测和运行状态识别。运行参数智能控制是实现铁前工序运行状态正常的前提, 包括基于人工经验的智能控制、基于参数预测的智能控制和面向多目标集成智能控制。运行性能智能优化是提升运行状态的运行性能的主要措施, 包括操作参数智能优化和运行指标智能优化。钢铁冶金过程智能协同管控着重研究感知、控制和优化技术的协同融合。最后, 分析当前存在的机遇与挑战, 铁前大数据分析和运行状态智能感知、铁前工序一体化智能协同管控和铁前工序全流程性能提升与优化控制或将成为铁前工序绿色智能制造的前景方向。

关键词: 钢铁冶金过程; 绿色智能制造; 铁前工序; 智能感知; 智能控制; 智能优化; 智能协同管控

文献标志码: A **文章编号:** 1000-7059(2022)02-0003-16

Progress and prospect of green intelligent manufacturing for process before ironmaking in iron and steel metallurgy process

DU Sheng^{1,2,3}, CHEN Cong^{1,2,3}, HU Jie^{1,2,3}, CHEN Luefeng^{1,2,3}, AN Jianqi^{1,2,3},
CHEN Xin^{1,2,3}, CAO Weihua^{1,2,3}, WU Min^{1,2,3}

(1. School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China; 2. Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems, Wuhan 430074, China; 3. Engineering Research Center of Intelligent Technology for Geo-Exploration, Ministry of Education, Wuhan 430074, China)

Abstract: With the concepts of "carbon peak" "carbon neutrality" and "low-carbon metallurgy", green intelligent manufacturing in the iron and steel industry has become the general trend. The process before ironmaking is the front end of the iron and steel metallurgy process, and it is also the

基金项目: 国家自然科学基金重点国际(地区)合作研究项目(61210011); 湖北省自然科学基金创新群体项目(2015CFA010); 高等学校学科创新引智计划项目(B17040)

作者简介: 杜胜(1994—), 男, 教授, 博士; **收稿日期:** 2021-10-12

通信作者: 陈略峰(1986—), 男, 副教授, 博士。

primary energy consumption link. Therefore, the realization of green intelligent manufacturing for the process before ironmaking has crucial economic value and environmental protection significance. Focusing on the green intelligent manufacturing for the process before ironmaking in the iron and steel metallurgy process, taking the low-carbon metallurgical technology of "smart carbon use" as the core, and it summarizes the research progress of the intelligent perception of operating state, the intelligent control of operating parameters, the intelligent optimization of operating performance, and the intelligent collaborative management and control. The intelligent perception of operating state is the main method to obtain information about the operating state that is difficult to detect, including operating state monitoring and operating state recognition. The intelligent control of operating parameters is a prerequisite for the normal operation of the process before ironmaking, which mainly includes intelligent control based on human experience, intelligent control based on parameter prediction, and integrated intelligent control for multiple objectives. The intelligent optimization of operating performance is the main measure to improve the performance of operating state, including intelligent optimization of operating parameters and intelligent optimization of operating indicators. The intelligent collaborative management and control for the iron and steel metallurgy process focuses on the collaborative integration of perception, control, and optimization technologies. Finally, the current opportunities and challenges are analyzed. The big data analysis and intelligent perception of operating state, the integrated intelligent collaborative management and control, and performance improvement and optimization control of the whole process may become the prospects of green intelligent manufacturing for the process before ironmaking.

Keywords: iron and steel metallurgy process; green intelligent manufacturing; process before ironmaking; intelligent perception; intelligent control; intelligent optimization; intelligent collaborative management and control

0 引言

钢铁是经济发展不可或缺的原料。2020 年, 全球粗钢产量达到 18.64 亿 t, 中国的粗钢产量为 10.53 亿 t, 占全球 56.5%^[1]。钢铁行业碳排放高, 如何实现钢铁绿色智能制造受到各国的广泛关注。2019 年, 亚洲钢铁绿色智能生产峰会上多个国家为建立节能高效、数字互联和超低排放钢铁厂建言献策^[2]。同年, “一带一路”绿色发展国际联盟成立^[3], 为推动绿色低碳化建设、传播绿色发展理念打造合作与交流平台。欧盟相继发布的《欧洲绿色新政》和《钢铁绿色协议》承诺到 2050 年温室气体排放量较 1990 年减少 80%~95%^[4], 并确定“智能碳使用”和“碳直接避免”的技术路线, 助力推动低碳冶金技术革命。

中国在第七十五届联合国大会和二十国集团领导人利雅得峰会上承诺: 中国 CO₂ 排放力争于 2030 年前达到峰值^[5-6], 努力争取 2060 年前实现碳中和。钢铁行业作为能源消耗密集型行业, 其碳排放量占全国碳排放总量 15% 左右^[7]。因此, 钢铁行业的低碳减排是实现“碳达峰”和“碳中和”^[8-10]的重中之重。

中国钢铁工业的能源结构以煤为主, 煤炭在钢铁工业能源消耗中占比高达 70%, 是碳排放的主要来源, 其中铁前工序 CO₂ 占整个流程的 87% 以上^[11]。中国发布《钢铁企业超低排放改造工作方案(征求意见稿)》等一系列政策, 致力于推动钢铁行业智能制造和绿色发展, 计划在“十四五”规划中实现钢铁企业的高质量发

展^[12]。在“碳达峰”和“碳中和”目标以及可持续发展的背景下,低碳化、绿色化成为钢铁工业转型升级的大趋势,也必将成为钢铁工业高质量发展的必然结果。因此,钢铁企业必须大力发展铁前工序低碳冶金技术,建立钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造技术体系。

钢铁生产主要包括炼焦、烧结、高炉炼铁、炼钢、铸钢、轧钢等工序,其中铁前工序包括炼焦、烧结和高炉炼铁^[13]。据中国钢铁工业协会统计,2020年我国重点钢铁企业平均吨钢能耗为545.27 kgce/t,其中炼焦102.38 kgce/t,烧结48.08 kgce/t,高炉炼铁385.17 kgce/t^[14],可见铁前工序是主要的耗能工序。因此,实现铁前工序的绿色制造将产生巨大的经济价值,同时对环境保护有重要意义。铁前工序运行状态是生产安全、能源消耗、质量产量等指标的直接呈现,操作人员会对不同的运行状态做出不同的控制决策以满足生产需求。运行参数处于合理范围是生产出优质铁前产品的前提,也是生产设备得到有效利用的保障。运行性能直接影响铁前工序的经济指标、质量指标、能耗指标等核心生产指标。协同管控可实现铁前工序各类核心要素与关键技术的协同融合。因此,运行状态智能感知、运行参数智能控制、运行性能智能优化、智能协同管控等研究是实现钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造的必要手段。

本文围绕钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造,以“智能碳使用”的低碳冶金技术为核心,综述铁前工序运行状态智能感知、运行参数智能控制、运行性能智能优化和智能协同管控4个方面的研究进展。运行状态智能感知的研究主要包含运行状态监测和运行状态识别。在运行参数智能控制的研究中,分析关键运行参数对铁前工序的影响,从基于人工经验的智能控制、基于参数预测的智能控制和面向多目标集成智能控制三方面介绍了运行参数智能控制的研究进展。运行性能智能优化的研究主要包含运行指标智能优化和操作参数智能优化。智能协同管控着

重研究感知、控制和优化技术的协同融合。最后,分析铁前工序绿色智能制造存在的研究挑战,并对铁前大数据分析和运行状态智能感知、铁前工序一体化智能协同管控和铁前工序全流程性能提升与优化控制3个前景方向做出展望。

本文在基础自动化层、优化控制层和调度决策层构成的三层架构上,实现钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造,具体架构如图1所示。运行状态智能感知、运行参数智能控制和运行性能智能优化是实现铁前工序绿色智能制造的主要手段。运行状态智能感知为运行参数智能控制和运行性能智能优化提供高效、安全的关键生产信息,同时实现难检测甚至不可检测参数的软测量。运行参数智能控制在运行状态智能感知的基础上,实现关键运行参数运行在正常工作点附近,保障运行安全和稳定。运行性能智能优化将提升铁前工序的经济指标、质量指标、能耗指标等,实现生产过程的高效运行。智能协同管控实现运行状态智能感知、运行参数智能控制、运行性能智能优化等技术的协同融合,从运行安全、运行稳定、运行高效等方面助力实现铁前工序一体化绿色智能制造。

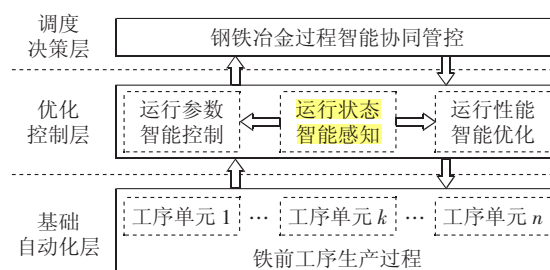


图1 钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造架构

Fig. 1 Architecture of green intelligent manufacturing for process before ironmaking in iron and steel metallurgy process

1 铁前工序与低碳冶金技术

钢铁冶金过程铁前工序流程如图2所示,主要包括炼焦、烧结和高炉炼铁。炼焦和烧结也称为铁前炉料制备工序,它们生产的焦炭和烧结矿是高炉炼铁过程的主要炉料。炼焦是在隔绝空气的条件下对焦煤进行高温干馏生产出焦炭。

烧结是通过配料、混合制粒、偏析布料、点火、抽风烧结、冷却、破碎、筛分等一系列工序,将铁矿石、石灰石、焦炭等的混合物制造成还原性强、成

分合适、透气性好、粒度合理、机械强度合适的烧结矿。高炉炼铁是将烧结矿、焦炭等原料加入炉内,经过鼓风操作,还原铁矿石并产生熔融铁水。

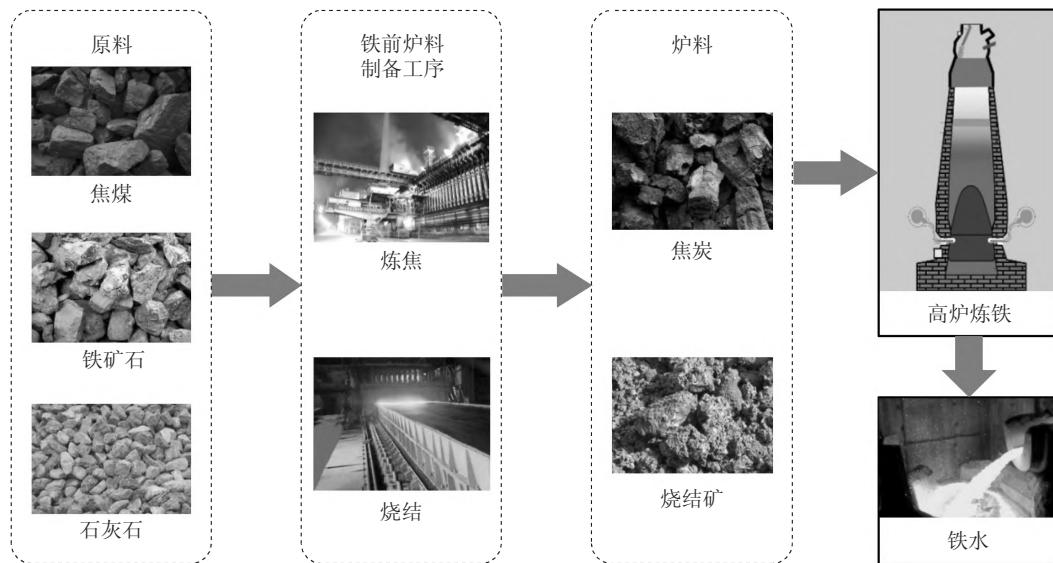


图 2 钢铁冶金过程铁前工序

Fig. 2 Process before ironmaking in iron and steel metallurgy process

低碳冶金技术是实现钢铁行业低碳减排的重要技术,其主要基于“碳直接避免”和“智能碳使用”两个理念来实现。

(1) “碳直接避免”是利用其他清洁能源代替碳,并使用由无 CO_2 产生的电力提供动力,从源头上直接避免碳投入,也可以称为“无碳冶金技术”^[15-17]。氢基炼钢是实现“碳直接避免”的一种途径,其主要利用天然气对铁矿石进行直接还原^[18]。此外,以氢代焦为代表的低碳高炉炼铁技术在日本 JFE 钢铁公司、蒂森克虏伯集团、瑞典钢铁集团等钢铁企业得到了研究与试验^[19-20]。铁矿石直接电解法也是实现“碳直接避免”的有效途径,其以电力为能源,得到的产品是铁和氧,碳排放为零^[21]。

(2) “智能碳使用”是在传统冶金工艺的基础上,提高碳的利用率,实现碳的充分利用,进而减少冶金过程中碳的使用。相比于改进钢铁冶金生产工艺,“智能碳使用”对于钢铁企业具有更好的适应性。在铁前工序高炉炼铁过程中,钢铁

企业研发高炉精料技术、高效长寿技术、高风温技术、富氧喷煤技术、煤气干法除尘技术等,进而实现焦炭充分利用^[22]。在烧结过程中,碳效优化技术是提高碳的利用率、保证生产过程稳顺的重要技术^[23-24]。“智能碳使用”为钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造提供了重要的技术支撑。

从“智能碳使用”的角度实现低碳冶金,就是保证碳的充分使用,提高碳的利用率。碳的充分使用与钢铁冶金过程的运行状态有着密切关系,运行状态稳定是保证碳得到充分使用的前提,此外,关键运行参数的稳定决定了运行状态的稳定。碳利用率优化是提高碳的利用率的有效手段,对提升铁前工序的运行性能也有着重要意义,也是整个铁前工序的协同管控目标。因此,运行状态智能感知、运行参数智能控制、运行性能智能优化和智能协同管控是实现钢铁冶金过程铁前工序的绿色智能制造和“智能碳使用”的必要手段。

2 运行状态智能感知

铁前工序的运行状态是生产安全、能源消

耗、质量产量等的直接呈现,操作人员会对不同的运行状态做出不同的控制决策以满足生产需求。如何准确监测异常运行状态、如何实时识别运行状态的变化是运行状态智能感知的研究重点。**运行状态的监测可检测出生产过程的异常,实现故障监测和预警。**运行状态识别可实现运行状态的分类和标记,为操作人员提供决策支持。本节以运行状态智能感知的目的为分类依据,从运行状态监测和运行状态识别两方面介绍运行状态智能感知的相关研究。

2.1 运行状态监测

钢铁冶金过程铁前工序包含众多设备,各种设备的运行状况构成了运行状态。运用现代监测及网络技术,实现快速、准确、可靠的信息传递,提高对运行状态的掌控及预知能力,对铁前生产过程具有至关重要的意义。一方面,通过及时的监测可以科学分析判断运行状态故障的特征,同时采取合理措施避免突发事故造成停机停产;另一方面,可以改变目前的维修方式,开展预知维修和改善性维修。有针对性地确定修理内容,规范检修时间,从而充分发挥设备效能,提高设备作业率,为生产水平的提高提供可靠保证。

为了能有效监测铁前工序,学者们在工艺及设备运行情况分析的基础上,建立了焦化厂循环风机振动状态^[25]、烧结环冷台车车轮运行状态^[26]、高炉鼓风机振动状态^[27]等在线监测系统,结合实际生产过程中监测到的各种异常状态进行故障诊断,通过故障诊断验证了监测系统的可行性。这类监测系统相当于一种高级精密的点检设施,但往往依赖于机理研究^[28],在分析方法方面还需进一步提高。针对铁前工序复杂,运行状态和运行环境变化很大,难以建立适用的机理模型来描述复杂动态特征的特点,同时随着传感技术的升级和机器学习、统计分析方法的发展,数据驱动方法逐渐成为运行状态监测的热门话题。有学者利用傅里叶变换对采集数据进行频域分析,采用神经网络对烧结风机进行故障诊断^[29];针对高炉工艺中强非线性和故障样本少

的问题,提出一种基于核偏最小二乘数的熔铁质量监测断层识别方法^[30];采用递归转化元件统计分析^[31]、主成分分析^[32]为基础的算法,以提前监测炼铁过程异常状态的发生。这类监测方法经过实际工业运行数据的测试,验证了其有效性和可行性,如何将其实际应用在生产现场还需进一步研究和探索。

2.2 运行状态识别

铁前工序的运行状态识别是自动化生产中控制、决策的重要依据,操作人员会根据不同的运行状态做出不同的控制决策,这对提高钢铁产品质量和产量、降低生产能耗有着重要的意义。铁前生产过程与加热和燃烧密切相关,运行状态主要体现在生产过程的热状态。如在炼焦工序中,可以根据焦炉热状态将加热燃烧过程划分为欠热、正常和过热3种运行状态;在烧结工序中,可以根据烧结热状态将烧结过程划分为欠烧、正常和过烧3种运行状态;在炼铁工序中,可以根据高炉热状态将炼铁过程划分为向凉、正常和向热3种运行状态^[33]。除了正常的运行状态,其他运行状态对铁前生产过程的稳定性、能源消耗、生产效率和生产安全都要重要影响。因此,运行状态识别是实现铁前工序绿色智能制造的必要手段。

运行状态可描述为一段时间内一定动力设备条件下运行参数之间的相互关系,具有标签的运行状态也可特指为工况。实际生产过程中,基于专家经验的运行状态识别方法仍然占据主导地位。学者在分析荒煤气温度变化特征的基础上,利用专家规则和信息融合实现了焦炉加热燃烧过程的运行状态识别^[34]。此外,学者结合荒煤气温度的定性趋势分析和各个加热子系统的耗热水平分析,在专家规则的指导下实现了焦炉加热燃烧过程的运行状态识别^[35]。高炉炼铁过程是典型的“黑箱”系统,炉长的专家经验对高炉运行状态的识别与改善起决定性作用。学者通过提取表征参数时间序列数据的特征,构建了高炉异常炉况预报专家系统,实现了高炉异常运行

状态识别^[36]。可见,基于专家经验的运行状态识别方法主要通过对特征参数的时间序列数据进行特征提取、趋势分析等,然后以模糊推理、专家规则等方法实现运行状态识别。这类方法有效地结合了现场操作人员与专家的操作知识与经验,但识别结果的可靠性还有待提升。

随着人工智能技术的不断发展,基于时间序列数据分析和智能建模的运行状态识别方法在铁前生产过程得到了应用。为识别与分析高炉的运行状态,学者提出了一种基于高炉炉顶煤气指数预测的运行状态分析方法^[37],该方法采用贝叶斯技术和可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗方法构建预测模型;提出了一种集成主成分分析和独立成分分析方法,用于监测和诊断高炉异常运行状态^[38];提出了基于温度场主元分析的高炉运行状态预测方法,利用主元分析对温度场数据进行降维处理,构建了基于深度学习模型的高炉运行状态参数预测模型^[39]。为识别烧结过程的运行状态,学者提出了基于时间序列数据聚类的运行状态识别方法,该方法集成了模糊 C 均值聚类和贝叶斯分类^[40];提出了基于波动区间预测

的运行状态识别方法,构建了基于 Elman 神经网络的烧结终点波动区间预测模型,以波动区间中的数据分布实现了运行状态识别^[41]。这类方法充分利用了铁前大数据的优势,深入挖掘了时间序列数据的内部知识,为铁前生产过程的优化和决策提供了依据。

3 运行参数智能控制

铁前工序具有流程长、参数众多、机理复杂、工况多变等特点,这使得难以构建精确的铁前生产过程数学模型。铁前生产过程作为典型的连续生产过程,期间会受到众多因素的干扰,这使得要保证铁前生产过程的关键运行参数运行在正常工作点附近存在巨大挑战^[42-43]。对铁前工序具有重要影响的关键运行参数有立火道温度、集气管压力、预存室压力(干熄焦)、混合料水分、点火强度/温度、烧结终点、热风炉拱顶温度、高炉炉顶压力等,见表 1。为了实现这些参数的稳定控制,学者们对智能控制技术展开了深入研究,主要可分为基于人工经验的智能控制、基于参数预测的智能控制和面向多目标集成智能控制三类。

表 1 关键运行参数对铁前工序的影响

Table 1 Influence of key operating parameters on process before ironmaking

铁前工序	关键运行参数	影响	代表文献
炼焦	焦炉立火道温度	若立火道温度太高,单位产品的能源消耗就会增加,且容易造成“扒焦”现象的出现;若立火道温度太低,焦炭在规定的时间内不易成熟,影响焦炭的质量	[44-46]
	集气管压力	若集气管压力过低,炭化室会吸入空气导致焦炭燃烧,影响炉体寿命,降低煤气质量,加重冷却系统的负担,产生不必要的能源消耗;若集气管压力过高,则会导致焦炉跑烟冒火,既污染环境又浪费能源,且着火会使炉柱受热而导致强度下降,缩短炉龄	[47-48]
	预存室压力(干熄焦)	若预存室压力过高,装焦时烟尘会扩散到大气,造成环境污染;若预存室压力过低,炉内会吸入大量空气,造成焦炭燃烧,同时影响气体循环系统的稳定	[49-52]
烧结	混合料水分	若混合料水分过低,则混合料难以被制粒成球,进而导致料层的透气性下降;若混合料水分过高,则形成的小球易发生结构变形,也会导致料层的透气性下降	[53-55]
	点火强度/温度	若点火强度/温度偏低,则表层烧结矿强度差,甚至不能形成烧结矿;若点火强度/温度偏高,则将使表层烧结矿过熔,得不到满意的质量,且造成不必要的燃料浪费	[56-57]
	烧结终点	若烧结终点超前,则烧结机有效面积没有得到充分利用,利用系数低;若烧结终点滞后,则卸料时烧结料层未烧透,返矿增加且成品率下降	[58-60]
炼铁	热风炉拱顶温度	若热风炉拱顶温度过低,送风期将不能保证规定的热风温度;若热风炉拱顶温度过高,将会对拱顶造成损伤	[61-63]
	高炉炉顶压力	若高炉炉顶压力频繁的波动,高炉内部煤气的流动与分布会发生改变,从而影响高炉顺行,严重时可能会引起悬料、崩料,甚至导致炉况异常	[64-65]

基于人工经验的智能控制方法不用构建被控对象的数学模型,结合操作人员的人工经验和

专家知识实现参数的稳定控制,便于操作人员理解,也易于在实际中实现和应用。这类方法主要

有模糊控制、专家控制等方法,并成功应用于焦炉立火道温度^[44]、烧结终点^[59]、热风炉拱顶温度^[62-63]等。基于人工经验的智能控制方法总结了烧结过程中操作人员的人工经验和专家知识,有效降低了劳动成本和劳动强度。然而,对于工况复杂且参数众多的铁前生产过程,难以全面地总结操作人员的人工经验和专家知识,这制约了基于人工经验的智能控制方法的发展。但是人工经验对于关键运行参数控制的指导作用是值得肯定的,这也促进了基于人工经验的智能控制方法与其他控制方法的结合。

基于参数预测的智能控制方法主要是为了应对关键运行参数的检测滞后现象。一般的智能控制方法是在当前检测值的基础上进行控制,滞后现象使得这类方法得不到理想的控制效果。运行参数的检测滞后现象在铁前生产过程中是非常常见的,这使得基于参数预测的智能控制方法得到了广泛应用,如焦炉立火道温度的神经网络预测控制^[45]、集气管压力的模型预测控制^[47]、预存室压力的预测函数控制^[49-52]、混合料水分的智能预测控制^[54]、点火温度的智能预测控制^[57]、烧结终点的模糊预测控制^[60]、热风炉拱顶温度的多模型预测控制^[61]、高炉炉顶压力的模型预测控制^[65]等。基于参数预测的智能控制方法利用非线性自回归、神经网络、支持向量机等一系列智能建模方法实现了关键运行参数的预测,在此基础上结合智能控制方法实现关键运行参数的控制。这类控制方法有效应对了检测滞后现象,进一步提升了关键运行参数控制的效果。然而,基于参数预测的智能控制方法依赖于预测模型的预测效果,因此如何构建高精度的预测模型是这类方法的关键。

面向多目标集成智能控制是对智能控制、智能优化、智能建模等一系列方法进行有机的集成,以满足铁前生产过程中多目标的生产需求。随着铁前生产过程对产品质量、能源消耗、经济效益等需求的提高,单目标的控制方法逐渐显现出不足,促进了面向多目标集成智能控制的发

展。如基于点火强度优化设定的烧结点火燃烧智能控制方法^[56],它以烧结矿质量和烧结能耗为综合优化目标,实现了点火强度/温度的质量控制;面向碳效优化的烧结终点智能集成控制方法^[58],它在提高烧结过程碳效的同时保证生产过程稳定;高炉炉顶压力的模糊解耦控制^[64],实现了高炉炉顶压力和高炉煤气余压透平发电装置前压力的解耦控制。面向多目标的智能集成控制方法解决了铁前生产的多目标优化控制问题,有效地考虑了实际生产过程中的需求与约束,具有广阔的应用前景。

4 运行性能智能优化

铁前工序的运行性能关系到生产过程的经济指标、质量指标、能耗指标等核心生产指标,对整个钢铁生产有重要影响。运行指标优化和操作参数优化是实现铁前工序运行性能提升的主要手段。本节围绕铁前工序运行性能智能优化,阐述操作参数智能优化和运行指标智能优化两部分内容。

4.1 操作参数智能优化

铁前工序存在机理复杂、运行状态变化频繁等特点,如何在设备、原料和工艺流程不发生变化的前提下,从生产过程中有效、准确地推导出最优的操作参数以达到所需产品质量,对于铁前生产过程至关重要。铁前工序操作参数优化包含两个关键问题,即相关预测模型的开发和优化方法的选择。显然,传统的线性规划和非线性规划等常规优化方法由于其固有的局限性和目标函数的复杂性,不适用于基于优化公式的智能预测模型^[66]。炼焦过程中焦炭的质量与配煤比密切相关,涉及的操作参数较少,因此铁前工序操作参数优化的研究主要集中在烧结过程和高炉炼铁过程。

烧结过程是一个具有强非线性、强耦合性的不确定工业过程,仅凭经验对操作参数进行调节易造成运行状态波动,降低生产烧结矿的质量。考虑到烧结过程具有多时间尺度特性,学者以综合焦比和废气中一氧化碳与二氧化碳的比值作

为能耗指标,分别建立了两个能耗指标预测模型,在此基础上设计了一个多目标、多时间尺度的混合优化框架,实现了混合料水分、台车速度、料层厚度、点火温度等操作参数的优化^[67]。此外,学者针对烧结矿余热竖罐式回收系统,基于热经济学原理,采用遗传算法对蒸汽温度、蒸汽压力等操作参数求解最优值,提高锅炉整体的收益^[68]。

由于高炉的密闭性和复杂性,操作参数的合理选择和优化对高炉的正常稳定运行有很大的帮助。目前高炉的操作运行主要依靠专家经验进行决策,虽然可以保证高炉的顺利作业,但随着炼铁技术的进步,钢铁企业更关注降低成本和能耗的同时提高炼铁质量,形成集约型生产模式。高炉炼铁过程的操作参数优化方法普遍将高炉作为一个黑箱进行建模分析,充分利用了工业大数据的特点,利用智能优化方法实现最优操作参数的选择。为了在降低生产成本和焦比的同时提高炼铁质量,学者提出基于神经网络和遗传算法的高炉多目标优化模型,得到优化后的焦比、高炉压力、温度、压差等操作参数,以达到保持高炉炼铁过程的高效和稳定的目的^[69]。煤粉的喷吹可以替代焦炭的使用,有益于改善高炉炉况,学者利用高炉炼铁过程信息数据,以铁水含量、入炉焦比以及煤比作为输出,采用小波神经网络建立工艺指标预测模型,应用粒子群优化算法寻找喷煤量、高炉热风量、富氧量等操作参数的最优解^[70-71]。高炉的料面分布影响着气流和热料的利用率,在运行过程中起着至关重要的作用,学者使用极限学习机开发生产指标预测模型,通过改进的两阶段智能优化算法,并使用反馈补偿策略对料面进行优化设定^[72]。

4.2 运行指标智能优化

铁前工序包含炼焦过程、烧结过程和高炉炼铁过程,分别生产焦炭、烧结矿和铁水,其中涉及原料成本、能耗、产量等多个运行指标。在炼焦过程中,运行指标主要体现在配煤比和焦炭质量;在烧结过程中,运行指标主要体现在烧结终

点、综合焦炭比和烧结矿质量;在高炉炼铁过程中,运行指标主要体现在铁水产量、煤气利用率。为有效利用煤炭资源,提高铁水质量,降低炼铁成本,研究影响生产指标的关键参数和过程,实现运行指标的智能优化,有利于实现钢铁冶金过程铁前工序的绿色智能制造^[73]。

在近些年的研究中,很多学者对运行指标智能优化方法进行了深入的研究。一些学者从工艺机理的角度出发研究了生产指标的优化方法,从铁矿石特性出发,利用钒钛磁铁矿混合来优化烧结矿的强度^[74]。将构造理论引入高炉铁水产量最大化,在原料总成本固定的情况下,得到高炉原料的最优成本分配,并分析了鼓风参数、煤粉用量对优化结果的影响,铁水产量在广义构造优化后提高了2.64%^[75]。也有学者基于线性规划理论,以生产成本最低为优化目标,建立高炉炉料成分的优化模型,并将该模型应用于实际生产,结果表明优化得到的炉料组成是经济有效的^[76]。

随着大数据、物联网等技术的发展,人工智能相关方法被应用于运行指标优化的研究中。学者利用焦化岩相数据,利用高斯函数和支持向量回归建立焦炭质量预测模型,并制定了一个多约束问题来优化配煤成本^[77];以焦炭质量为约束条件,以配合煤成本价格为优化目标,采用神经网络预测焦炭质量,模拟退火算法优化煤配比^[78]。为降低烧结过程的焦炭消耗,学者将综合焦比作为能耗指标,利用模糊聚类和最小二乘支持向量机构建了综合焦比预测模型,利用混沌粒子群优化算法对其进行优化,优化后的综合焦比平均减少1.327 kg/t^[23]。

为保证炼铁全过程原料成本结构合理,获得高质量的铁水。有学者发挥信息化和数字化的优势,研究铁前生产过程协同智能优化方法,基于高炉、烧结及焦化工序间原料输入及产品输出之间的关系,建立高炉、烧结及焦化原料成本协同优化关联模型,采用遗传算法优化配料组合^[79];系统性地考虑生产过程中原料成分、冶金

性能、能耗等因素对高炉炼铁的影响,全局性优化从焦化到高炉的全流程运行性能指标^[80],在提高炼铁产量和质量的同时,达到节能环保、促进钢铁企业循环发展的目的。

5 钢铁冶金过程智能协同管控

5G通信、工业物联网等通信与网络技术的发展,给运行状态智能感知、运行参数智能控制和运行性能智能优化等多种技术的协同融合带来了机遇,也促进了钢铁冶金过程智能协同管控技术的发展。目前,钢铁企业针对不同的铁前工序分别建立独立的监测系统、控制系统以及优化调度系统,存在监测点分散、生产组织层级多、系统架构离散、管控依靠经验等问题^[81],使得操作人员难以及时感知运行状态信息,难以协作各类系统做出准确有效的操作决策;管理人员难以监测全流程的能源、物料以及设备状态,难以依据生产指标、安全指标、环保指标等对全流程进行优化调度。因此,开发钢铁冶金过程智能协同管控系统,实现运行状态智能感知、运行参数智能控制和运行性能智能优化的协同融合势在必行。

钢铁冶金过程中物质流、能量流和信息流与之相应的物质流网络、能量流网络和信息流网络

相互关联并动态运行^[81],因此,研发物质流、能量流和信息流“三流合一”的智能协同管控系统是实现钢铁冶金过程绿色智能制造的关键^[82-83]。钢铁冶金过程智能协同管控围绕物质流的智能协同监视、能量流的智能协同预测与优化、信息流的智能协同优化等进行革新性设计,按照功能特点可将系统架构分成4个层次:数据中心层、调控中心层、协同管控层和智能管控层,如图3所示。数据中心层利用遍布全流程的信息网络和各二级单位上传的报文,完成钢铁冶金过程中不同类型、不同标准、不同模式的数据采集、存储和处理。调控中心层根据不同类型的全流程数据,形成物流运输管控、能源制造管控、全流程信息监视、设备管控和视频监控等功能,实现钢铁冶金过程的实时生产协调、动态调控和各种平衡。协同管控层在调控中心层上实现不同工序的协调、优化、综合控制以及一些数据的分析。智能管控层实现高级数据开发、探索和创新,实现异常分析与生产溯源、能源产生与消耗量的预测与平衡、设备运行状态分析、智能报警与视频联动、生产效益分析及报表生成、物流运输调度优化等。

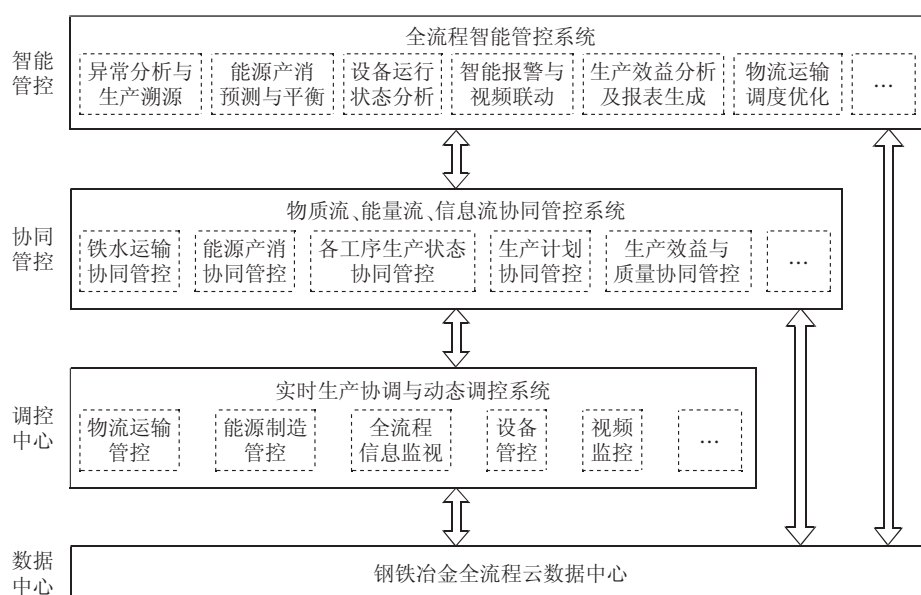


图3 钢铁冶金过程智能协同管控系统架构

Fig. 3 Architecture of intelligent collaborative management and control system for iron and steel metallurgical process

随着钢铁企业信息化、数字化、智能化水平的提高,越来越多的企业开始研究钢铁生产全流

程协同管控系统^[84-85],将各个工序的数据进行整合和共享,进行统一的管理和监视,方便上层技术人员及管理人员决策和调度,促进安全管理、提高办公效率,为领导经营决策提供及时数据支持。山东钢铁集团在感知、处理、存储和分析利用业务系统数据基础上,构建了基于数据融合的多业务智能协同管控系统,实现了钢铁生产过程、设备、能源、物流、安全等核心要素的相互融合和管控,有效提升了企业生产运营效率^[86]。

6 挑战与前景方向

随着检测技术、数据存储技术、信息处理技术、网络技术等技术的发展,大数据时代已经来临,这给铁前大数据分析和运行状态智能感知带来了机遇。随着铁前工序向大规模、连续化、集成化方向发展,各子工序之间“信息孤岛”的工作模式已经不能满足操作人员的需要,这给铁前工序一体化智能协同管控带来了机遇。随着钢铁冶金工艺的不断提升,对生产细节需求越来越高。同时,铁前工序一体化智能协同管控系统和铁前大数据可有效打破铁前全流程的信息孤岛,这为铁前工序全流程性能提升与优化控制的研究带来了契机。

在研究机遇、生产需求、核心技术等多重驱动下,未来铁前工序绿色智能制造将向着铁前大数据分析和运行状态智能感知、铁前工序一体化智能协同管控和铁前工序全流程性能提升与优化控制3个前景方向进一步发展。

(1) 铁前大数据分析和运行状态智能感知。铁前大数据获取了更多的实时生产细节信息,但是这大量的信息也给数据处理和实时监测带来了挑战。因此,如何从冗杂的信息中挖掘操作人员和技术人员关心的核心信息是铁前大数据分析的研究重点。铁前工序运行状态的智能感知将在铁前大数据的基础上得到很好的发展,如何利用深度学习、宽度学习、粒度计算等一系列机器学习方法实现运行状态的在线精准监测和识别或将成为主流研究方向。铁前工序运行状态的标签难以获取限制了运行状态智能感知的发

展,如何在有限标签和无标签情况下,利用无监督和半监督学习方法实现运行状态的在线精准监测和识别是极具前景的方向。

(2) 铁前工序一体化智能协同管控。目前,铁前各子工序拥有各自的监控系统,可以实时反映设备运行状况,但是缺乏一体化的管理和监视,给上层技术人员及管理人员的决策和操作带来了一定的困难,无疑降低了铁前生产的效率和质量。研究铁前工序一体化智能协同管控系统,实现铁前工序的高效数据通讯、集中管理和实时监控,向技术人员和管理人员实时反映铁前生产过程现场全貌,以便技术人员对铁前生产过程进行决策和操作指导,提高铁前生产的效率和质量,保证铁前生产过程的稳顺运行。同时,铁前工序一体化智能协同管控系统对于提高钢铁企业的自动化和智能化水平有重大意义,进而有利于推动钢铁工业向实时性、智能性、集成性、拓展性方面发展。

(3) 铁前工序全流程性能提升与优化控制。目前铁前工序中,炼焦、烧结和高炉炼铁的控制系統基本是相互独立的,这导致了信息传递不对称,也阻碍了铁前工序经济性能和运行性能的进一步提升。铁前工序一体化智能协同管控系统和铁前大数据为铁前工序全流程性能提升与优化控制提供了坚实的技术支撑。如何利用人工经验决策和智能优化决策等方法实现铁前产品的质量提升、铁前工序的能耗优化、铁前生产的安全稳定、铁前工序的节能减排等一系列生产需求或将吸引更多的研究者。

7 结语

随着“碳达峰”“碳中和”“低碳冶金”等概念的提出,钢铁行业的绿色智能制造已成为大势所趋。实现铁前工序的绿色制造将产生巨大的经济价值,对保障生产安全、提高质量产量、降低能源消耗、提升运行性能、保护自然环境等有重要意义。本文围绕钢铁冶金过程铁前工序绿色智能制造,以“智能碳使用”的低碳冶金技术为核心,从运行状态智能感知、运行参数智能控制、运

行性能智能优化和智能协同管控4个方面综述了相关研究进展。钢铁冶金过程铁前工序大数据信息冗杂、生产过程标签有限甚至无标签、“信息孤岛”现象严重、控制系统基本相互独立等特点给铁前工序的绿色智能制造带来了巨大挑战,铁前大数据分析和运行状态智能感知、铁前工序一体化智能协同管控和铁前工序全流程性能提升与优化控制或将成为铁前工序绿色智能制造的前景方向。

参考文献:

- [1] World Steel Association. Global crude steel output decreases by 0.9% in 2020 [EB/OL]. <https://www.worldsteel.org/media-centre/press-releases/2021/Global-crude-steel-output-decreases-by-0.9-in-2020.html>. 2021-01-26.
- [2] 金融界. 亚洲钢铁绿色智能生产峰会 2019 上海 [EB/OL]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1624160148462153976&wfr=spider&for=pc>. 2019-01-31. (Finance. Asia steel green smart production summit in 2019, Shanghai [EB/OL]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1624160148462153976&wfr=spider&for=pc>. 2019-01-31.)
- [3] 新华网. “一带一路”绿色发展国际联盟在京成立 打造绿色发展合作沟通平台 [EB/OL]. http://www.xinhuanet.com/world/2019-04/25/c_1124416934.htm. 2019-04-25. (Xinhuanet. The "Belt and Road" Green Development International Alliance was established in Beijing to create a communication platform for green development cooperation [EB/OL]. http://www.xinhuanet.com/world/2019-04/25/c_1124416934.htm. 2019-04-25.)
- [4] 冶金信息网. 2020 国际钢铁 10 大热点 [EB/OL]. https://www.sohu.com/a/441967855_396209. 2020-12-31. (Metallurgical Information Network. Top 10 international steel hotspots in 2020 [EB/OL]. https://www.sohu.com/a/441967855_396209. 2020-12-31.)
- [5] SU Kai, LEE Chienming. When will China achieve its carbon emission peak? A scenario analysis based on optimal control and the STIRPAT model [J]. Ecological Indicators, 2020, 112: 106138.
- [6] SUN Zuoren, LIU Yandi, YU Yanni. China's carbon emission peak pre-2030: Exploring multi-scenario optimal low-carbon behaviors for China's regions [J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 231: 963.
- [7] 吴永中. 中国宝武碳减排宣言: 力争 2023 年“碳达峰” 2050 年实现“碳中和” [J]. 冶金动力, 2021 (1): 102. (WU Yongzhong. China Baowu carbon emission reduction declaration: Strive to achieve "carbon peak" in 2023 and reach "carbon neutrality" in 2050 [J]. Metallurgical Power, 2021(1): 102.)
- [8] ZAMEER Hashim, WANG Ying, VASBIEVA Dinara G, et al. Exploring a pathway to carbon neutrality via reinforcing environmental performance through green process innovation, environmental orientation and green competitive advantage [J]. Journal of Environmental Management, 2021, 296: 113383.
- [9] JURSOVA Simona, HONUS Stanislav, PUSTEJOVSKA Pavlina, et al. Application of low carbon technology in metallurgy [J]. System Safety: Human-Technical Facility-Environment, 2019, 1(1): 384.
- [10] CHEN Qianqian, GU Yu, TANG Zhiyong, et al. Assessment of low-carbon iron and steel production with CO₂ recycling and utilization technologies: A case study in China [J]. Applied Energy, 2018, 220: 192.
- [11] 张琦, 沈佳林, 许立松. 中国钢铁工业碳达峰及低碳转型路径 [J]. 钢铁, 2021, 56 (10): 152. (ZHANG Qi, SHEN Jialin, XU Lisong. Carbon peak and low-carbon transition path of China's iron and steel industry [J]. Iron & Steel, 2021, 56 (10): 152.)
- [12] 仁达方略. 十四五规划钢铁企业如何实现高质量发展 [EB/OL]. <http://www.chn-source.com/product/detail/21919>. 2020-03-12. (Renda Strategy. How to achieve high-quality development for steel enterprises in the 14th Five-Year Plan [EB/OL]. <http://www.chn-source.com/product/detail/21919>. 2020-03-12.)
- [13] 杨龙飞, 苍大强. 钢铁工业铁前工序的 Exergy 分析 [J]. 冶金能源, 2014, 33 (2): 9. (YANG Long-

- fei, CANG Daqiang. Exergy analysis of ironmaking system in iron and steel industry [J]. Energy for Metallurgical Industry, 2014, 33(2): 9.)
- [14] 钢企网. 2020 年中钢协会会员单位能源消耗评述 [EB/OL]. <http://news.gqsoso.com/news/202103/2449520.html>. 2021-03-24. (Steel Enterprise Network. China steel association member unit energy consumption review in 2020 [EB/OL]. <http://news.gqsoso.com/news/202103/2449520.html>. 2021-03-24.)
- [15] WARNER Noel A. Zero CO₂ steelmaking in a future low carbon economy. 1. Energy conservation in smelting hematite ore directly to refined iron slab [J]. Mineral Processing and Extractive Metallurgy, 2018, 127(2): 73.
- [16] WARNER Noel A. Zero CO₂ steelmaking in a future low carbon economy. 2. Secondary steelmaking using refined iron slab, with clean and contaminated scrap [J]. Mineral Processing and Extractive Metallurgy, 2018, 127(2): 84.
- [17] ARENS Marlene, WORRELL Ernst, EICHHAMMER Wolfgang, et al. Pathways to a low-carbon iron and steel industry in the medium-term-the case of Germany [J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 163: 84.
- [18] RECHBERGER Katharina, SPANLANG Andreas, SAIAN Conde Amaia, et al. Green hydrogen-based direct reduction for low-carbon steelmaking [J]. Steel Research International, 2020, 91(11): 2000110.
- [19] 王国栋, 储满生. 低碳减排的绿色钢铁冶金技术 [J]. 科技导报, 2020, 38(14): 68. (WANG Guodong, CHU Mansheng. Green steelmaking technology with low carbon emission [J]. Science & Technology Review, 2020, 38(14): 68.)
- [20] REN Lei, PENG Tianduo, OU Xunmin. Development of low carbon technology in China's iron and steel industry [J]. China's Resources, Energy and Sustainable Development, 2020, 2021: 217.
- [21] ABDUL QUADER M, AHMED Shamsuddin, DAWAL S Z, et al. Present needs, recent progress and future trends of energy-efficient Ultra-Low Carbon Dioxide (CO₂) Steelmaking (ULCOS) program [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 55: 537.
- [22] 张福明. 面向未来的低碳绿色高炉炼铁技术发展方向 [J]. 炼铁, 2016, 35(1): 1. (ZHANG Fuming. BF ironmaking technological development trend characterized by green and low carbon emission [J]. Iron-making, 2016, 35(1): 1.)
- [23] HU Jie, WU Min, CHEN Xin, et al. Hybrid modeling and online optimization strategy for improving carbon efficiency in iron ore sintering process [J]. Information Sciences, 2019, 483: 232.
- [24] DU Sheng, WU Min, CHEN Xin, et al. Design of an optimization and control system for carbon efficiency in the green manufacturing of sinter ore [C] // Proceedings of the 36th Chinese Control Conference. Dalian: IEEE, 2017: 4470.
- [25] 董宏飞. 焦化厂循环风机在线振动监测系统研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2016. (DONG Hongfei. Study on the Vibration Monitoring for Circulation Fan in the Coking Plant [D]. Shenyang: Northeastern University, 2016.)
- [26] 万官剑. 烧结环冷台车车轮运行状态自动监测系统 [D]. 武汉: 武汉科技大学, 2014. (WAN Guan-jian. Automatic Monitoring System for the Sintered Ring Cold Process Rolls Running State [D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2014.)
- [27] 孟大朋. 通钢高炉鼓风机振动监测与故障诊断研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2015. (MENG Dapeng. Study on Vibration Monitoring and Faults Diagnosis for Blast Furnace Blower in TISCO [D]. Shenyang: Northeastern University, 2015.)
- [28] DMITRIEV Abdrey N, CHESNOKOV Yury A, CHEN Kai, et al. Monitoring system of firebrick lining erosion of blast furnace hearth [J]. IFAC Proceedings Volumes, 2013, 46(16): 294.
- [29] 何茹. 基于神经网络的烧结风机状态监测 [D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2008. (HE Ru. The State Monitoring of the Sintering Fan Base on the Neural Network [D]. Anshan: Liaoning University of Science and Technology, 2008.)
- [30] ZHOU Ping, ZHANG Ruiyao, LIANG Mengyuan, et

- al. Fault identification for quality monitoring of molten iron in blast furnace ironmaking based on KPLS with improved contribution rate [J]. Control Engineering Practice, 2020, 97: 104354.
- [31] SHANG Jun, CHEN Maoyin, ZHANG Hanwen, et al. Increment-based recursive transformed component statistical analysis for monitoring blast furnace iron-making processes: An index-switching scheme [J]. Control Engineering Practice, 2018, 77: 190.
- [32] ZHOU Bo, YE Hao, ZHANG Haifeng, et al. Process monitoring of iron-making process in a blast furnace with PCA-based methods [J]. Control Engineering Practice, 2016, 47: 1.
- [33] 崔桂梅, 鄢常亮, 关英辉. 基于支持向量机的高炉向凉、向热炉况预测 [J]. 钢铁研究学报, 2011, 23 (7): 18. (CUI Guimei, YAN Changliang, GUAN Yinghui. Prediction of furnace status as to tendency to cold and hot based on support vector machine [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2011, 23 (7): 18.)
- [34] 雷琪, 吴敏, 曹卫华. 基于信息融合的焦炉加热过程工况判断方法及应用 [J]. 信息与控制, 2008, 37(5): 609. (LEI Qi, WU Min, CAO Weihua. An information-fusion-based method for operating-state judgment of coke oven heating process and its applications [J]. Information and Control, 2008, 37(5): 609.)
- [35] 雷琪, 蔡伟, 吴敏, 等. 基于多子系统信息熵的焦炉加热燃烧过程工况识别 [J]. 信息与控制, 2014, 43(3): 361. (LEI Qi, CAI Wei, WU Min, et al. Operating state identification for coke ovens combustion process based on multi-subsystem-entropy [J]. Information and Control, 2014, 43(3): 361.)
- [36] 毕学工, 杨绪平, 李宏玉, 等. 高炉异常炉况预报专家系统研究 [J]. 河南冶金, 2011, 19(4): 5. (BI Xuegong, YANG Xuping, LI Hongyu, et al. Study on the prediction expert system for abnormal furnace conditions [J]. Henan Metallurgy, 2011, 19(4): 5.)
- [37] ZHANG Limin, HUA Changchun, LI Junpeng, et al. Operation status prediction based on top gas system analysis for blast furnace [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(1): 262.
- [38] ZHOU Ping, ZHANG Ruiyao, XIE Jin, et al. Data-driven monitoring and diagnosing of abnormal furnace conditions in blast furnace ironmaking: An integrated PCA-ICA method [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(1): 622.
- [39] 刘代飞, 张吉, 付强. 基于温度场主元分析的高炉炉况深度学习预测建模 [J]. 冶金自动化, 2021, 45(3): 42. (LIU Daifei, ZHANG Ji, FU Qiang. Deep learning prediction modeling of blast furnace condition based on principal component analysis of temperature field [J]. Metallurgical Industry Automation, 2021, 45(3): 42.)
- [40] DU Sheng, WU Min, CHEN Luefeng, et al. Operating mode recognition of iron ore sintering process based on the clustering of time series data [J]. Control Engineering Practice, 2020, 96: 104297.
- [41] DU Sheng, WU Min, CHEN Luefeng, et al. Operating mode recognition based on fluctuation interval prediction for iron ore sintering process [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 25(5): 2297.
- [42] 柴天佑. 工业过程控制系统研究现状与发展方向 [J]. 中国科学: 信息科学, 2016, 46(8): 1003. (CHAI Tianyou. Industrial process control systems: Research status and development direction [J]. SCIENTIA SINICA Informationis, 2016, 46(8): 1003.)
- [43] 柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制 [J]. 自动化学报, 2013, 39(11): 1744. (CHAI Tianyou. Operational optimization and feedback control for complex industrial processes [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(11): 1744.)
- [44] LI Gongfa, MIAO Wei, JIANG Guozhang, et al. Intelligent control model and its simulation of flue temperature in coke oven [J]. Discrete and Continuous Dynamical Systems-Series S, 2015, 8(6): 1223.
- [45] TIAN Zhongda. Predictive control of coke oven flue temperature based on orthogonal neural network [J]. Australian Journal of Electrical and Electronics Engineering, 2020, 17(2): 146.
- [46] LEI Qi, WU Min, SHE Jinhua. Online optimization of fuzzy controller for coke-oven combustion process

- based on dynamic just-in-time learning [J]. IEEE Transactions on Automation Science & Engineering, 2015, 12(4): 1535.
- [47] LI Kai, LI Dewei, XI Yugeng, et al. Model predictive control with feedforward strategy for gas collectors of coke ovens [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2014, 22(7): 769.
- [48] WENG Yongpeng, GAO Xianwen. Data-driven robust output tracking control for gas collector pressure system of coke ovens [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(5): 4187.
- [49] ZHANG Ridong, LI Ping, XUE Anke, et al. A simplified linear iterative predictive functional control approach for chamber pressure of industrial coke furnace [J]. Journal of Process Control, 2010, 20(4): 464.
- [50] ZHANG Ridong, GAO Furong. Multivariable decoupling predictive functional control with non-zero-pole cancellation and state weighting: Application on chamber pressure in a coke furnace [J]. Chemical Engineering Science, 2013, 94: 30.
- [51] ZHANG Jianming. Design of a new PID controller using predictive functional control optimization for chamber pressure in a coke furnace [J]. ISA Transactions, 2017, 67: 208.
- [52] WU Sheng, HOU Pingzhi, ZOU Hongbo. An improved constrained predictive functional control for industrial processes: A chamber pressure process study [J]. Measurement and Control, 2020, 53(5/6): 833.
- [53] NOZAWA Kentaro, MORIOKA Koichi, KINUGASA Takahiro, et al. Continuous measurement and control of sinter mix moisture for decrease in sintering fluctuation [J]. ISIJ International, 2013, 53(9): 1510.
- [54] JIANG Yushan, YANG Ning, YAO Qingqi, et al. Real-time moisture control in sintering process using off-line-online NARX neural networks [J]. Neurocomputing, 2020, 396: 209.
- [55] 陈略峰, 吴敏, 曹卫华, 等. 原料工况自适应的烧结混合制粒水分控制系统 [J]. 计算机与应用化学, 2011, 28(7): 816. (CHEN Luefeng, WU Min, CAO Weihua, et al. Raw material conditions-adaptive based moisture control system for sintering granulation process [J]. Computers and Applied Chemistry, 2011, 28(7): 816.)
- [56] 李福东. 基于点火强度优化设定的烧结点火燃烧智能控制方法研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2009. (LI Fudong. Study on Intelligent Control Method of Sintering Ignition and Combustion Based on Optimal Setting of Ignition Intensity [D]. Changsha: Central South University, 2009.)
- [57] DU Sheng, WU Min, CHEN Xin, et al. An intelligent control strategy for iron ore sintering ignition process based on the prediction of ignition temperature [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(2): 1233.
- [58] DU Sheng, WU Min, CHEN Xin, 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.
- [59] DU Sheng, WU Min, CHEN Luefeng, 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.
- [60] WU Min, DUAN Ping, CAO Weihua, 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, 2012, 39(5): 5971.
- [61] CHEN Mengji, ZHANG Yinjun. The multi-model predictive control method research on the outlet temperature control of hot-blast stove [C] // Proceedings of the International Conference on Cyber Security Intelligence and Analytics. Shenyang: Springer, 2019: 415.
- [62] 魏金辉, 姜海罡, 李海峰, 等. 热风炉智能燃烧控制系统的应用 [J]. 自动化技术与应用, 2018, 37(7): 27. (WEI Jinhui, JIANG Haigang, LI Haifeng, et al. Research and application of intelligent combustion control system in hot blast stove [J]. Techniques of Automation & Applications, 2018, 37

- (7): 27.)
- [63] 冯旭刚,鲍立昌,章家岩,等. 热风炉拱顶温度模糊自适应滑模控制策略[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(6): 150. (FENG Xugang, BAO Lichang, ZHANG Jiayan, et al. Fuzzy adaptive sliding mode control strategy for vault temperature of hot blast stove [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(6): 150.)
- [64] AN Jianqi, YANG Junyu, WU Min, et al. Decoupling control method with fuzzy theory for top pressure of blast furnace [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(6): 2735.
- [65] WU Ping, YANG Chunjie. Identification and control of blast furnace gas top pressure recovery turbine unit [J]. ISIJ International, 2012, 52(1): 96.
- [66] YIN Xianhui, NIU Zhanwen, HE Zhen, et al. An integrated computational intelligence technique based operating parameters optimization scheme for quality improvement oriented process-manufacturing system [J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 140: 106284.
- [67] ZHOU Kailong, CHEN Xin, WU Min, et al. A new hybrid modeling and optimization algorithm for improving carbon efficiency based on different time scales in sintering process [J]. Control Engineering Practice, 2019, 91: 104104.
- [68] 李慧梅,桂智勇,苏丰舟,等. 基于热经济学优化模型的烧结余热双压锅炉操作参数研究[J]. 冶金能源, 2017, 36(增刊1): 74. (LI Huimei, GUI Zhiyong, SU Fengzhou, et al. Operating parameters study of dual pressure HRSG on thermoeconomic optimization model [J]. Energy for Metallurgical Industry, 2017, 36(S1): 74.)
- [69] ZHOU Heng, YANG Chunjie, ZHUANG Tian, et al. Multi-objective optimization of operating parameters based on neural network and genetic algorithm in the blast furnace [C] // Proceedings of the 36th Chinese Control Conference. Dalian: IEEE, 2017: 2607.
- [70] 崔桂梅,侯佳,高翠玲,等. 基于多传感器的高炉炼铁操作参数优化[J]. 传感器与微系统, 2015, 34(3): 21. (CUI Guimei, HOU Jia, GAO Cuiling, et al. Optimization of operational parameters of BF iron-making based on multi-sensor [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2015, 34(3): 21.)
- [71] 崔桂梅,张轩,顾东洋. 高炉冶炼喷煤操作模式匹配和演化的研究[J]. 冶金自动化, 2014, 38(4): 16. (CUI Guimei, ZHANG Xuan, GU Dongyang. Study of operation pattern matching and evolution of coal injection in the blast furnace smelting [J]. Metallurgical Industry Automation, 2014, 38(4): 16.)
- [72] LI Yanjiao, ZHANG Sen, ZHANG Jie, et al. Data-driven multiobjective optimization for burden surface in blast furnace with feedback compensation [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(4): 2233.
- [73] 胡杰,杜胜,吴敏,等. 铁前炉料制备过程先进控制与智能优化[J]. 信息与控制, 2018, 28(4): 412. (HU Jie, DU Sheng, WU Min, et al. Advanced control and intelligent optimization of raw-materials preparation process in ironmaking [J]. Information and Control, 2018, 28(4): 412.)
- [74] ZHOU Mi, JIANG Tao, YANG Songtao, et al. Vanadium-titanium magnetite ore blend optimization for sinter strength based on iron ore basic sintering characteristics [J]. International Journal of Mineral Processing, 2015, 142: 125.
- [75] LIU Xiong, FENG Huijun, CHEN Ling, et al. Hot metal yield optimization of a blast furnace based on constructal theory [J]. Energy, 2016, 104: 33.
- [76] 郭宪臻,魏国,沈岩莉,等. 低成本高炉炉料结构优化模型在安钢的应用[J]. 炼铁, 2012, 31(2): 44. (GUO Xianzhen, WEI Guo, SHEN Yanli, et al. Application of low-cost blast furnace charge structure optimization model in Anyang Iron and Steel [J]. Ironmaking, 2012, 31(2): 44.)
- [77] YUAN Yan, QU Qilin, CHEN Luefeng, et al. Modeling and optimization of coal blending and coking costs using coal petrography [J]. Information Sciences, 2020, 522: 49.
- [78] 芦建文,付利俊,江鑫,等. 基于智能算法的炼焦配煤优化方法[J]. 包钢科技, 2021, 47(1): 13. (LU Jianwen, FU Lijun, JIANG Xin, et al. Optimization

- method of coal blending for coking based on intelligence algorithm [J]. Science and Technology of Baotou Steel, 2021, 47(1): 13.)
- [79] 任建中. 高炉、烧结及焦化原料成本协同智能系统的研究与应用 [J]. 自动化技术与应用, 2018, 37(8): 116. (REN Jianzhong. Research and application of material cost collaborative optimization system for blast furnace, sinter and coking [J]. Techniques of Automation & Applications, 2018, 37(8): 116.)
- [80] 陈伟, 武鹏飞, 王宝祥, 等. 烧结-高炉炼铁全过程炉料结构智能优化系统 [J]. 烧结球团, 2020, 45(5): 8. (CHEN Wei, WU Pengfei, WANG Baoxiang, et al. Intelligent optimization system of burden structure in the whole process of sintering-blast furnace iron-making [J]. Sintering and Pelletizing, 2020, 45(5): 8.)
- [81] 邓万里. 智能制造视野下钢铁企业能源管控系统展望 [J]. 钢铁, 2020, 55(11): 1. (DENG Wanli. Prospects of the energy management and control system of iron and steel industry under intelligent manufacturing [J]. Iron and Steel, 2020, 55(11): 1.)
- [82] 郑忠, 黄世鹏, 李曼琛, 等. 钢铁制造流程的物质流和能量流协同优化 [J]. 钢铁研究学报, 2016, 28(4): 1. (ZHENG Zhong, HUANG Shipeng, LI Manchun, et al. Synergetic optimization between material flow and energy flow in steel manufacturing process [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2016, 28(4): 1.)
- [83] 郑忠, 黄世鹏, 龙建宇, 等. 钢铁智能制造背景下物质流和能量流协同方法 [J]. 工程科学学报, 2017, 39(1): 115. (ZHENG Zhong, HUANG Shipeng, LONG Jianyu, et al. Synergetic method between materials flow and energy flow in iron and steel intelligent manufacturing [J]. Chinese Journal of Engineering, 2017, 39(1): 115.)
- [84] 万鲁愚. 新一代钢铁厂协同智能管控中心研究 [J]. 冶金自动化, 2014, 38(4): 1. (WAN Luyu. Research of intelligent coordinated control and management center in new generation of iron and steel plants [J]. Metallurgical Industry Automation, 2014, 38(4): 1.)
- [85] 张琦, 刘帅, 徐化岩, 等. 钢铁企业智慧能源管控系统开发与实践 [J]. 钢铁, 2019, 54(10): 125. (ZHANG Qi, LIU Shuai, XU Huayan, et al. Development and practice of smart energy management and control system in iron and steel works [J]. Iron and Steel, 2019, 54(10): 125.)
- [86] 杨恒. 基于数据融合的多业务智能协同管控系统在钢铁企业的应用 [J]. 山东冶金, 2020, 42(2): 59. (YANG Heng. Application of multi-service intelligent cooperative management and control system based on data fusion in iron and steel enterprise [J]. Shandong Metallurgy, 2020, 42(2): 59.)

工信部发布 2021 年智能制造优秀场景名单——钢铁行业 14 个项目上榜

近日,工信部发布 2021 年度智能制造优秀场景名单,据粗略统计,钢铁行业有 14 个项目上榜。

上榜的分别是鞍钢信息产业公司“预测性维护与运行优化”项目、鞍钢股份“智能仓储”项目、首钢股份“智能在线检测”项目、天津荣程“物料实时跟踪”项目、德龙钢铁“物流实时监测与优化”项目、承德钒钛冷轧薄板有限公司“智能仓储”项目、河钢唐钢“智能仓储”项目、中钢邢机“资源动态组织”项目、包钢钢联股份有限公司“安全风险实时监测与识别”项目、宝武碳业“污染源管理与环境监测”项目、中天科技精密材料有限公司“智能在线检测”项目、瑞泰马钢新材料科技股份有限公司“质量精准追溯”项目、宝武鄂钢“工艺流程/参数动态调优”项目、华菱湘钢“智能在线检测”项目等。

鞍钢相关负责人介绍,近年来,随着云计算、大数据等新一代信息技术的飞速发展,鞍钢集团聚焦自动化、信息化、数字化、智能化建设重点攻坚,充分发挥产业数字化的场景资源优势和数字产业化的数据资源优势,不断加快数字化转型升级步伐。

(来源:中国冶金报-中国钢铁新闻网)