智能制造在钢铁冶金铁前工序的应用现状及展望

任 艺，谢林蓉，杜 胜，胡 杰，陈略峰，吴 敏
（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自动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： 钢铁工业是促进我国经济持续发展的支柱型行业。钢铁冶金铁前工序环节较多，面临着数据量大、难以实时监控、难以把握生产状态、人工经验难以准确决策等诸多问题。铁前工序智能制造可推动钢铁企业实现产业转型升级。目前，数字孪生、透明感知、智能运维和智能决策分别在实现多源异构数据的采集与整合显示、系统运行状态信息采集、关键设备的监控与预警和生产参数与指标的优化方面取得了较好的成果，重点从这 4 个方面阐述了智能制造在铁前工序中的应用，并对未来的发展方向作出了展望。

关键词： 铁前工序； 智能制造； 数字孪生； 透明感知； 智能运维； 智能决策
中图分类号： TF046. 4；TP29 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764（2023）06－0022－09
doi： 10. 13403/j. sjqt. 2023. 06. 081

Application status and prospect on intelligent manufacturing in iron and steel metallurgy process before iron-making

REN Yi，XIE Linrong，DU Sheng，HU Jie，CHEN Luefeng，WU Min
（1. School of Automation，China University of Geosciences，Wuhan 430074，Hubei，China；2. Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems，Wuhan 430074，Hubei，China；3. Engineering Research Center of Intelligent Technology for Geo-Exploration，Ministry of Education，Wuhan 430074，Hubei，China）

Abstract: The iron and steel industry is a pillar industry that promotes the sustainable economy development in China with many links in the process before iron-making of iron and steel metallurgy，faced with many problems such as large amount of data，difficulty in real-time monitoring，difficulty in grasping the production status，and difficulty in accurate decision-making with manual experience. Intelligent manufacturing in the process of iron-making can promote the industrial transformation and upgrading of iron and steel enterprises. At present，digital twin，transparent perception，intelligent operation & maintenance，and intelligent decision-making have achieved good results in the collection and integration of multi-source heterogeneous data，the collection of system operation status information，the monitoring and early warning of key equipment，and the optimization of production parameters and indicators. The application of intelligent manufacturing in the process of iron-making is focused on from these four aspects，and a prospect on the future development direction is made.

Key words: process before iron-making; intelligent manufacturing; digital twin; transparent perception; intelligent operation & maintenance; intelligent decision-making

钢铁是我国经济发展的基础材料，钢铁工业的发展是提高国家工业化水平与综合国力的重要途径。经调研，2022 年，全球粗钢产量达到 18. 85 亿吨，我国的粗钢产量为 10. 18 亿吨，占全

收稿日期： 2023－09－15； **修回日期：** 2023－10－19
基金项目： 高等学校学科创新引智计划项目（B17040）；湖北省自然科学基金青年项目（2021CFB145 & 2022CFB582）；中国博士后科学基金面上项目（2023M733306）；国家自然科学基金青年项目（62303431）
作者简介： 任 艺（1997—），女，博士研究生，从事复杂冶金过程建模与优化方面的研究。
通信作者： 胡 杰（1992—），男，教授，博士，从事过程控制、控制工程、人工智能等方面的研究。

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

球 54%[1]。《中国制造 2025》提出钢铁行业应开发基于大数据、云计算的新型信息化和智能化技术，实现企业信息深度感知、智慧优化决策等要求[2]。《“十四五”智能制造发展规划》提出坚定不移地以智能制造为主攻方向，推动产业技术变革和优化升级，提高质量、效率效益，减少资源能耗。目前钢铁行业仍存在产能过剩、生产流程复杂和能耗高等痛点。因此，钢铁企业必须大力发展铁前工序的智能制造，建立钢铁冶金过程铁前工序智能制造系统。

在整个钢铁冶金过程中，作为碳排放主要来源的铁前工序，包含烧结、炼焦和高炉 3 个生产复杂的冶炼工艺过程[3]，各生产过程涉及到众多的操作参数和生产指标，全流程实时监控体系不完善，难以形成对整个铁前工序的精细梳理和深度挖掘，难以获取系统运行状态和关键设备状况，管控难度高，依靠人工经验难以进行准确决策。为了深度实现各工序信息系统横向和纵向全面集成，便于用户进行分析与应用，铁前工序系统的智能制造架构按功能可划分为 4 个方面，具体如图 1 所示。

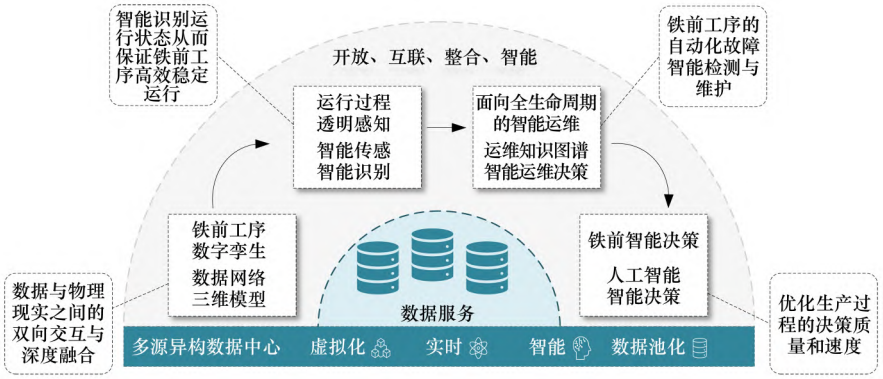


图 1　铁前工序智能制造架构

Fig. 1　Intelligent manufacturing architecture of process before ironmaking

铁前智能制造系统基于铁前工序数字孪生、运行过程透明感知、面向全生命周期的智能运维和铁前智能决策，采用人工智能技术形成智能分析模型，对各工序指标数据进行全面监控、分析、决策优化。

1　铁前工序数字孪生

目前数字孪生正在成为提高质量、节能降耗、维护安全的关键技术，从数据中发掘价值，贯通各子工序全生命周期数据，实现数据资源的有效利用，进而支撑铁前工序全面而准确的决策。数字孪生平台架构如图 2 所示。该平台利用现有的信息系统进行建设，将各系统的数据进行整合，根据生产监控需求在平台上通过三维可视化模型进行显示，并为各工艺生产联动提供平台基础。

众多学者基于三维模型对铁前工序生产状态展开研究，张勇等[4]、安剑奇等[5]分别借助三维激光扫描技术、摄像检测技术来建立高炉三维模型，监测高炉的生产状态，为高炉生产维护提供参考依据。刘俊涵等[6]建立了无钟炉顶高炉几何模型，结合炉料物理参数进行数学模拟，研究溜槽倾角、料线深度和溜槽结构对料流轨迹的影响；ZHANG 等[7]通过建立三维流体流动传热模型，评估顶燃热风炉的燃烧和供气特性并通过应用先进监测以及网络技术，操作人员能及时感知运行状态信息。

针对烧结和焦炉工序，SUN 等[8]建立了烧结填料床的二维简化模型，定量比较和优化了碳偏析和横截面形状对烧结填料床能效的影响；徐智良等[9]通过构建真实比例的三维分格式焦炉蓄热室模型，模拟计算了实际炼焦过程中蓄热室内周期性非稳态的传热过程；徐荣广等[10]通过构建干熄焦炉三维模型，实现对干熄焦炉内换热情况的可视化，在此基础上展开干熄焦炉热震损毁机理分析。基于三维模型的研究，可以方便操作人员快速掌握铁前工序生产状态进而做出决策，但依赖于机理研究，在分析方法上还需提高。

铁前工序数字孪生平台结合了铁前工序全要素的需求，将各个工序的数据进行整合和分享，进行统一管理和监测，方便技术人员调度与决策，

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

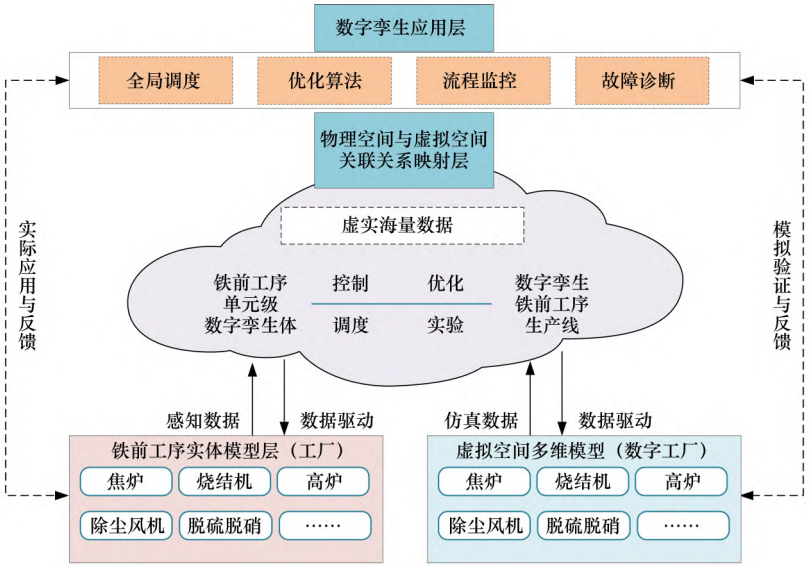


图 2 铁前工序数字孪生平台架构

Fig. 2 Architecture of the digital twin platform of process before ironmaking

降低了劳动强度，实现了运行过程感知、设备状态监测、用能分析等，并促进实现了从局部工序到铁前全流程的优化决策。

2 运行过程透明感知

铁前工序的运行状态透明感知是基于多源信息融合技术，为操作人员及时调整设备和工艺参数提供参考。但由于自动化技术和生产环境的限制，监测设备性能低，存在监测黑箱，难以及时识别和预测。透明感知平台架构如图 3 所示，铁前工序需完善透明感知体系，利用智能方法实现面向铁前各工序的全域感知和统筹管理。

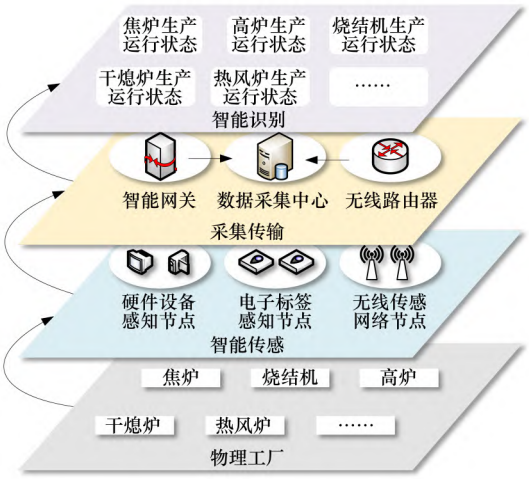


图 3 运行过程透明感知平台架构

Fig. 3 Platform architecture for transparent perception of operational processes

（1）基于智能传感技术的状态感知。随着传感技术的不断发展，许多学者结合图像检测技术和机器学习算法，实现对铁前工序的智能感知。邓志辉等[11]将射频识别技术应用于焦炉炉号自动识别，在低速运行时能准确快速地获取焦炉炉号，但在高速运行时准确率会降低。王福斌等[12]提出图像颜色特征的分类算法，实现对烧结机尾断面火焰烧结状态的分类。张天放等[13]基于人工智能图像识别技术来识别高炉的热状态，实现对高炉风口状态信息的智能诊断以及预警功能。

（2）基于专家经验的状态识别。专家经验方法具有可解释性强的优点，在工况识别中占有重要地位。雷琪等[14]对荒煤气温度进行定性趋势分析，并结合专家规则和信息融合实现了焦炉加热燃烧过程的工况识别。高炉炼铁过程具有“黑箱”生产特征，毕学工等[15]通过对表征参数进行统计分析，结合模糊推理和产生式规则，设计高炉异常炉况预报专家系统，实现高炉异常运行状态识别。

（3）基于智能算法的状态识别。随着人工智能技术的发展，智能算法也逐步应用于铁前工序状态识别。ZHANG 等[16]结合贝叶斯技术和可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗方法，构建高炉炉顶煤气指数预测模型，实现了高炉运行状态的分析与识别；ZHOU 等[17]提出基于支持向量机的炉况识

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

别方法，用于识别高炉的生产炉况；在烧结过程状态识别研究中，DU 等[18－19]结合模糊 C 均值聚类和贝叶斯分类方法、Elman 神经网络和区间预测理念建立了烧结过程运行状态识别模型，用于识别烧结过程的运行状态。这类方法充分挖掘了铁前大数据的潜在价值，为铁前工序的智能决策提供了依据。基于智能传感技术、专家经验、智能识别方法等运行过程透明感知技术总结如表 1 所示。

表 1　铁前工序透明感知方法

Table 1　Transparent perception methods of process before ironmaking

铁前工序	感知类型	识别方法	代表文献
炼焦	炉号识别	利用射频识别技术识别焦炉炉号	[11]
	加热燃烧过程工况	对荒煤气温度进行定性趋势分析，结合专家规则和信息融合进行识别	[14]
烧结	终点状态	根据烧结机尾断面火焰图像分类判断烧结终点状态	[12]
	异常工况	模糊 C 均值聚类和贝叶斯分类方法识别、Elman 神经网络和区间预测识别运行工况	[18－19]
高炉	风口状态	数字图像处理、深度卷积神经网络模型等方法进行识别	[13]
	异常炉况	利用专家规则、炉温预测、基于气体指数预测等方法实现异常炉况的预报	[15－17]

透明感知技术是打破铁前工序“监测黑箱”的重要手段，提升了监测运行状态的准确性，能够快速识别运行状态的变化，为铁前生产中控制、决策提供重要依据。未来随着更多新型技术落地于钢铁企业，运行过程透明感知的架构将逐步完善，助力钢铁企业实现智能制造。

3　面向全生命周期的智能运维

铁前工序设备高质量运行是提升产品质量的基本要素，在铁前生产过程中，存在设备规模大、分布散、缺乏智能运维管理等问题。当设备出现故障时，现场无法快速及时处理，导致过程状态持续恶化。为了解决上述问题，基于面向全生命周期智能运维系统的应用，通过利用历史数据，进行故障诊断，异常工况预警以及根源分析，实现关键设备的全生命周期管理，保障生产流程正常运行。

面向全生命周期的智能运维平台从数据中实时获取设备相关的运行状态、关键设备的运行日志，实现动态设备监控和异常工况预警。铁前工序智能运维平台框架如图 4 所示。由图 4 可知，智能运作堆积通过对信息进行综合分析计算、规则模型判断、劣化趋势分析，为用户提供准确的预警信息，减少设备维护成本和故障时间。随着海量数据的积累，设备的故障数据、正确的处理方法和维修记录会在数字平台中形成专家知识库，持续提高铁前工序的运维水平。

董宏飞[20]、万官剑[21]、孟大朋[22]结合实际

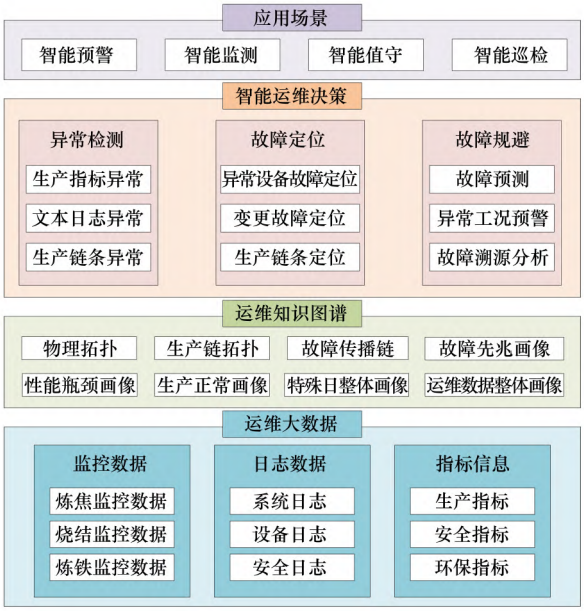


图 4　铁前工序智能运维平台框架

Fig. 4　Intelligent operation and maintenance platform framework for process before ironmaking

生产过程，对工艺和设备运行情况进行分析，分别建立了焦化厂循环风机振动状态、烧结环冷台车车轮运行状态、高炉鼓风机振动状态等在线监测系统，实现对铁前工序的监测和异常状态的故障检测。这类监测系统运行效果依赖于操作人员经验和设备状态，还需结合数据进一步分析[23]。随着智能传感技术的升级，研究中结合机器学习方法实现对铁前工序状态监测和故障诊断。有学者采用神经网络[24]、改进最小二乘法[25]、递归转化元件统计分析[26]、主成分分析[27]等算法，实现对烧结风机和高炉炼铁过程异常状态的检测。这

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

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。

面向全生命周期的智能运维，通过采集在线设备运行数据、维护数据、报警和故障数据等信息，结合故障诊断等数据在系统内部进行综合分析和处理，通过数据分析提前预测设备的运行状态。此外，平台可通过可视化手段将设备运行状态展现给操作人员，为操作人员进行决策提供依据，实现关键设备全生命周期管理，极大地提升了企业设备管理的精细化水平。

4 铁前工序智能决策

铁前工序影响参数众多，机理复杂，生产指标容易受到运行性能的影响，关键稳定参数处于正常范围内运行，可以确保铁前产品质量稳定和能耗降低。操作人员获得生产数据后，利用人工智能、大数据技术分析工况，并准确推导相关优化决策各生产单元的运行参数以及运行指标，对于实现铁前工序的智能决策至关重要。

在近些年的研究中，很多学者从工艺机理的角度出发研究了质量指标、能耗指标等生产指标的优化决策方法。谷林等[28]通过解决破碎机出料粒度、介质分流以及转载设备多等方面的工艺设计问题，提升了炼焦配煤效率。ZHOU 等[29]通过分析铁矿石特性，利用钒钛磁铁矿混合来优化烧结矿的强度。随着大数据、物联网等技术的发展，人工智能方法逐渐应用于铁前工序的优化决策中。

铁前工序智能优化决策的研究主要分为炼焦、烧结和高炉三类过程(表2)。在炼焦生产过程中，学者分别采用人工神经网络[30]、支持向量回归[31]等方法建立焦炭质量预测模型；利用智能算法求解得到推焦计划[32]进行优化调度，并采用多目标协调优化模型实现了焦炭质量和能耗等综合生产目标[33-34]的优化决策。在烧结过程中，学者通过建立烧结配比优化模型[35-37]、能耗指标预测模型[38-39]，利用智能优化算法实现配料方案以及能耗指标的优化决策。在高炉过程中，为提高铁水质量，降低炼铁成本，学者通过建立生产指标预测模型，采用优化算法建立高炉多目标优化模型优化参数，实现操作参数[40-41]和布料制度[42-44]的优化决策。

目前，钢铁企业铁前各工序分别有独立的监测系统和控制系统，为保证铁前生产原料成本合

表2 铁前工序生产指标存在问题以及智能决策方法

Table 2 Problems existing in production indicators of process before ironmaking and intelligent decision-making methods

铁前工序	生产指标	存在问题	智能决策方法	代表文献
炼焦	配煤方案	难以预测焦炭质量，采用人工经验难以获得最佳配煤方案和成本	建立焦炭质量预测模型，采用神经网络预测焦炭质量，模拟退火算法优化配比	[30-31]
	优化调度	过于依赖人工经验，难以适用复杂工况	建立多工况焦炉作业计划与优化调度系统，利用蚁群算法求解得到推焦计划	[32]
	焦炭产量、炼焦能耗	多种不确定因素的干扰，难以优化运行参数	建立多目标协调优化模型优化参数	[33-34]
烧结	配料方案	两次配料阶段难以确定最佳配料方案	建立级联集成质量预测模型，构建智能集成优化系统获得最佳配料方案	[35-37]
	焦粉消耗、混合料水分、点火温度	依赖人工经验调整参数，难以确保烧结过程的正常运行和烧结矿质量产量	建立综合焦比预测模型，利用混沌粒子群优化算法优化；建立能耗指标预测模型，设计混合优化框架	[38-39]
高炉	焦比、高炉压力、温度等	操作参数依赖人工经验调整，很少能提供适当的参数来优化多个目标	采用神经网络和遗传算法，建立高炉多目标优化模型优化参数	[40-41]
	布料制度	高炉料面分布影响煤气和炉料的利用率，人工经验难以及时调整布料制度使其适应炉况变化	建立生产指标预测模型，采用改进智能优化算法进行优化；结合历史数据追溯与数值模拟进行优化	[42-44]

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

理，任建中等[45]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；陈伟等[46]开发炉料结构智能优化系统，全局性优化铁前全流程运行性能指标，在保质保量的基础上降低了炼铁成本。

铁前工序智能决策通过集成现有信息系统中的工艺控制模型，并结合人工智能相关方法进行智能决策优化，可有效提高炼铁产量和质量，改善依靠操作人员难以准确决策的不足，提高工作效率，促进钢铁企业绿色循环发展。

5　应用案例与前景展望

5.1　应用案例

近年来，钢铁行业面临技术变革促进产业转型升级的战略机遇，很多有前瞻性的钢铁企业纷纷开始探索智能制造的建设之路。国内钢企纷纷开始促进智能制造，助力我国实现制造强国的目标。

宝武集团在实施智能制造转型升级前，铁前各工序区域分散，生产管理系统自成体系，相互之间很难协同工作。为了打破地域限制和信息孤岛，宝武经过多年的自动化和信息化建设，搭建了互联智控平台[47]。根据中华工控网报道，该平台覆盖了企业的生产经营、设备管理、能源调度、安全管理等各业务层面，积累了海量的数据信息，实现了各工序过程控制参数透明化，增强数据分析功能，为工况的分析、判断和决策提供了准确数据，提升了铁前系统的数字化、智能化水平。

同时，为了更科学、持续、精准地评估数据管理能力的成熟度，宝武集团以工业互联网和大数据为基础，通过大数据打通上下游，赋能产业生态圈建设。通过引入数据管理能力成熟度评估模型，有效地评估了当前数据管理能力和规划了未来发展方向，找出数据管理中存在的问题，确定整改方向并进行整改落地。宝武集团已成为唯一一家入选世界经济论坛“灯塔工厂”的中国钢铁企业[48]。

越来越多的钢铁企业开始逐步摒弃以量取胜的传统观念，转而追求高质量发展，积极拥抱智能制造转型升级的大潮。我国钢铁企业既要趟出一条符合自身产业发展的特色之路，同时也要借鉴、吸收国外其他企业的方式方法，少走弯路，争取实现“弯道超车”。

5.2　前景展望

随着互联网、大数据、人工智能等新兴技术与钢铁产业深度融合，钢铁冶金过程铁前工序智能制造未来存在较大发展空间。未来铁前工序智能制造将向着铁前工序数字孪生与透明感知智能协同、铁前工序全生命周期智能运维与机器人辅助生产、铁前工序智能(感知、运维、决策)一体化应用共享平台 3 个前景方向进一步发展。

(1) 铁前工序数字孪生与透明感知智能协同。铁前工序基于数据采集获取了大量的实时数据，但缺乏有效衔接与协调，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关键参数信息是铁前数字孪生的研究重点。在此基础上，协同考虑铁前工序运行状态的透明感知，利用人工智能方法实现铁前生产过程运行状态的在线精准监测和识别。

(2) 铁前工序全生命周期智能运维与机器人辅助生产。目前，铁前各工序拥有独立的监控系统，但仍存在分布散、缺少可视化等问题，导致设备管理监控困难。未来，可通过机器视觉技术采集和分析，实现铁前工序设备的集中管理和实时监控，实时反映铁前生产过程设备状态。此外，考虑引入智能工业机器人，可视化采集难以检测的信息，提高铁前生产的效率和质量，方便操作人员对铁前生产过程进行决策。

(3) 铁前工序智能感知、运维、决策一体化应用共享平台。铁前各工序均着重考虑了自身过程的目标与状态，大多忽略了铁前工序全流程的整体目标与要求。如何考虑各个过程之间的关联，实现整体的智能决策与优化，如何在保证产品性能和安全生产的前提下，开发智能多目标优化决策与协调控制方法和技术，建立铁前工序智能感知、运维、决策一体化应用共享平台将是加强智能制造的主要手段。

参考文献:

[1] World Steel Association. World Steel in Figures 2023 [EB/OL]. https://worldsteel.org/steel-topics/statistics/world-steel-in-figures-2023/.

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

[2] 国务院. 关于印发《中国制造2025》的通知: 国发[2015] 28号 [A/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm.
State Council. Notice on the issuance of "Made in China 2025": Guo Fa [2015] No. 28 [A/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm.

[3] 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):9-13.
YANG Longfei,CANG Daqiang. Exergy analysis of iron-making system in iron and steel industry [J]. Energy for Metallurgical Industry,2014,33(2):9-13.

[4] 张勇,李荣昇,徐萌,等. 三维激光扫描技术在高炉破损调查中的应用[J]. 炼铁,2022,41(1):54-56.
ZHANG Yong,LI Rongsheng,XU Meng,et al. Application of 3D laser scanning technology in investigation of blast furnace damage [J]. Ironmaking,2022,41(1):54-56.

[5] 安剑奇,刘洋,吴敏,等. 高炉炉喉煤气流形态三维模型重建[J]. 控制理论与应用,2014,31(5):624-631.
AN Jianqi,LIU Yang,WU Min,et al. Reconstruction of 3D model of gas flow distribution in blast furnace throat [J]. Control Theory & Applications,2014,31(5):624-631.

[6] 刘俊涵,黄明蓉,孙俊杰,等. 基于DEM的无钟高炉布料料流轨迹研究[J]. 钢铁研究学报,2021,33(12):1253-1259.
LIU Junhan,HUANG Mingrong,SUN Junjie,et al. Study on material flow trajectory with DEM for bell-less top charging of blast furnace [J]. Journal of Iron and Steel Research,2021,33(12):1253-1259.

[7] ZHANG Qiuchen,CHEN Liangyu,MA Xiaogang,et al,Numerical study of combustion and air supply characteristics and structural optimization of top combustion hot blast stoves [J]. ISIJ International,2021,61(1):62-70.

[8] SUN Chengfeng,YANG Yizhang,XU Yang,et al,A visualization method of quantifying carbon combustion energy in the sintering packed bed [J]. ISIJ International,2021,61(6):1801-1807.

[9] 徐智良,金浩,冉天宇,等. 三维分格式焦炉蓄热室传热分析与数值模拟[J]. 中国冶金,2020,30(6):80-86.
XU Zhiliang,JIN Hao,RAN Tianyu,et al. Three dimensional heat transfer model and numerical simulation of cellular regenerative chamber of coke oven [J]. China Metallurgy. 2020,30(6):80-86.

[10] 徐荣广,钟凯,周继良,等. 干熄焦炉热震损毁机理分析[J]. 中国冶金,2018,28(12):7-11.
XU Rongguang,ZHONG Kai,ZHOU Jiliang,et al. Damage mechanism of thermal shock resistance of coke dry quenching furnace [J]. China Metallurgy,2018,28(12):7-11.

[11] 邓志辉,吕洋,汪琴芳,等. 射频识别装置与PLC之间的串行通讯在焦炉炉号识别中的应用[J]. 安徽工业大学学报(自然科学版),2006(4):433-436.
DENG Zhihui,LÜ Yang,WANG Qinfang,et al. Application of serial communication between RFID apparatus and PLC on coke oven number identification [J]. Journal of Anhui University of Technology(Natural Science),2006(4):433-436.

[12] 王福斌,王蕊,武晨. 基于改进聚类算法的烧结火焰图像分类[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(2):449-456.
WANG Fubin,WANG Rui,WU Chen. Classification of sintered flame images based on improved clustering algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress,2022,59(2):449-456.

[13] 张天放,张先玲,韩涛,等. 人工智能图像识别技术在高炉风口监测中的应用[J]. 冶金自动化,2021,45(3):58-66.
ZHANG Tianfang,ZHANG Xianling,HAN Tao,et al. Application of artificial intelligence image recognition technology in blast furnace tuyere monitoring [J]. Metallurgical Industry Automation,2021,45(3):58-66.

[14] 雷琪,蔡伟,吴敏,陈鑫. 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):361-367.
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):361-367.

[15] 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):5-8;11.
BI Xuegong,YANG Xuping,LI Hongyu,et al. Study on the prediction expert system for abnormal furnace conditions [J]. Henan Metallurgy,2011,19(4):5-8;11.

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

[16] 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)：262－269.

[17] 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)：622－631.

[18] 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.

[19] 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)：2297－2308.

[20] 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.

[21] 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 Guanjian. Automatic monitoring system for the sintered ring cold process rolls running state [D]. Wuhan：Wuhan University of Science and Technology，2014.

[22] 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.

[23] 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)：294－301.

[24] 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.

[25] 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.

[26] SHANG Jun，CHEN Maoyin，ZHANG Hanwen，et al. Increment-based recursive transformed componentstatistical analysis for monitoring blast furnace iron making processes：An index-switching scheme [J]. Control Engineering Practice，2018，77：190－200.

[27] 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，2016，47：1－14.

[28] 谷林，张宁，邢冬松，等. 保德选煤厂南部区炼焦配煤工艺改造设计优化 [J]. 煤炭加工与综合利用，2022(6)：46－49；53.
GU Lin，ZHANG Ning，XING Dongsong，et al. Design optimization of coking and coal blending process transformation in the south area of Baode coal preparation plant [J]. Coal Processing & Comprehensive Utilization，2022(6)：46－49；53.

[29] ZHOU Mi，JIANG Tao，YANG Songtao，et al. Vanadiumtitanium magnetite ore blend optimization for sinter strength based on iron ore basic sintering characteristics [J]. International Journal of Mineral Processing，2015，142：125－133.

[30] 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)：13－15.
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)：13－15.

[31] YUAN Yan，QU Qilin，CHEN Luefeng，et al. Modeling and optimization of coal blending and coking costs using coal petrography [J]. Information Sciences，2020，22：49－48.

[32] 吴敏，朱华琦，曹卫华，等. 焦炉作业计划与优化调度系统设计与实现 [J]. 控制工程，2009，16(2)：176－180.
WU Min，ZHU Huaqi，CAO Weihua，et al. Design and implementation of operation plan and optimization scheduling system for coke oven [J]. Control Engineering of China，2009，16(2)：176－180.

[33] 雷琪，吴敏. 经济性能评估的炼焦生产过程优化运行方法 [J]. 上海交通大学学报，2012，46(12)：1914－1919；1925.

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

LEI Qi, WU Min. Optimization operation for coking process based on economic performance assessment [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2012, 46(12): 1914 – 1919; 1925.

[34] 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 – 1540.

[35] LIU Song, ZHAO Yadi, LI Xin, et al, An online sintering batching system based on machine learning and intelligent algorithm [J]. ISIJ International, 2021, 61(8): 2237 – 2248.

[36] 易正明,邵慧君. 基于过程参数控制的烧结矿质量预测模型 [J]. 矿冶工程, 2018, 38(6): 92 – 96.
YI Zhengming, SHAO Huijun. A prediction model for sintering quality based on control of process parameters [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2018, 38(6): 92 – 96.

[37] 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; 82.
ZHAO Zhiwei, FENG Weijian, LIU Song, et al. Improved differential evolution algorithm and its application in sintering accessory [J]. Sintering and Pelletizing, 2023, 48(3): 55 – 62; 82.

[38] 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.

[39] 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 – 246.

[40] 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]//2017 36th Chinese Control Conference(CCC), Dalian, China, 2017: 2607 – 2610.

[41] 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 – 23; 27.
CUI Guimei, HOU Jia, GAO Cuiling, et al. Optimization of operational parameters of BF ironmaking based on multi-sensor [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2015, 34(3): 21 – 23; 27.

[42] 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 – 2244.

[43] ZHANG Longyao, JIAO Kexin, ZHANG Lei, et al. Prediction of blast furnace fuel ratio based on back-propagation neural network and k-nearest neighbor algorithm [J]. Steel Research International, 2022, 2200215.

[44] LI Hongyang, BU Xiangping, LIU Xiaojie, et al. Evaluation and prediction of blast furnace status based on big data platform of ironmaking and data mining [J]. ISIJ International, 2021, 61(1): 108 – 118.

[45] 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 – 118.
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 – 118.

[46] 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 – 13; 24.
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 – 13; 24.

[47] 中华工控网. 中国宝武正式发布工业互联网平台 xIn3Plat [EB/OL]. http://www.gkong.com/news/102659.html, 2020 – 12 – 24.
China Industrial Control Network. China Baowu officially launches industrial internet platform xIn3Plat [EB/OL]. http://www.gkong.com/news/102659.html, 2020 – 12 – 24.

[48] 黄一新. 钢铁行业数字化转型战略思考 [J]. 现代交通与冶金材料, 2021, 1(4): 64 – 69.
HUANG Yixin. The strategic thinking on digital transformation in the steel industry [J]. Modern Transportation and Metallurgical Materials, 2021, 1(4): 64 – 69.

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