烧结系统智能制造的发展现状与展望

李福民，侯炬才，刘小杰，李 欣，李宏扬，李红玮
（华北理工大学 a. 冶金与能源学院；b. 河北省现代冶金技术重点实验室，河北 唐山 063210）

摘要：为提升烧结工艺的智能制造水平，本文以大数据为核心线索，全面探讨了参数预测、图像识别、过程控制和系统平台等在烧结工艺中的应用。工艺参数预测有效提高了生产效率，保障了烧结矿质量；图像识别技术赋予机器“感知”能力，使其能够科学有效地对信息进行规划分类；烧结智能控制系统的水分、配料和终点控制应用显著提高了生产效率和产品质量，为烧结工艺智能化发展和钢铁工业可持续进步奠定了坚实基础；烧结大数据平台的实时数据分析确保数据的实时性与有效性，为企业烧结生产提供科学依据，提高了精准度和运行速度。在大数据的引导下，烧结工艺的智能制造水平得到显著提升，企业生产效率和烧结矿质量均得到有效保证。智能控制技术的快速发展使得钢铁工业迈向智能制造的转型升级成为必然趋势。

关键词：烧结系统；智能制造；参数预测；图像识别；智能控制
中图分类号：TF046.4 **文献标识码：**A **文章编号：**1000－8764(2024)01－0027－08
doi：10.13403/j.sjqt.2024.01.004

Development status and prospect of smart manufacturing of sintering system

LI Fumin, HOU Jucai, LIU Xiaojie, LI Xin, LI Hongyang, LI Hongwei
(North China University of Science and Technology a. School of Metallurgy and Energy;
b. Key Laboratory of Modern Metallurgical Technology of Hebei Province, Tangshan 063210, Hebei, China)

Abstract: In order to improve the smart manufacturing level of the sintering process, the application of parameter prediction, image recognition, process control and system platform in the sintering process is comprehensively discussed with the big data as the core clue. The prediction of process parameters effectively improves the production efficiency and ensures the quality of sinter. Image recognition technology gives machines an ability to “perceive”, enabling them to plan and classify information scientifically and effectively. The application of moisture, accessory and endpoint control of the intelligent control system of sintering has significantly improved the production efficiency and product quality, and laid a solid foundation for the intelligent development of the sintering process and the sustainable progress of the steel industry. The real-time data analysis of the big data platform of sintering ensures the timeliness and effectiveness of the data, provides a scientific basis for the sintering production of the enterprise, and improves the accuracy and operation speed. Under the guidance of the big data, the smart manufacturing level of the sintering process has been significantly improved, and the production efficiency and sinter quality of the enterprise have been effectively guaranteed. The rapid development of intelligent control technology has made the transformation and upgrading of the steel industry towards intelligent manufacturing an inevitable trend.

Key words: sintering system; smart manufacturing; parameter prediction; image recognition; intelligent control

收稿日期：2022－11－04；**修回日期：**2023－03－25
基金项目：唐山市科技局项目(23130202E)；国家自然科学基金青年基金资助项目(52004096)
作者简介：李福民(1971—)，男，博士，教授，从事高炉炼铁大数据及计算机视觉研究。
通信作者：刘小杰(1985—)，男，博士，副教授，从事高炉炼铁大数据及数据挖掘研究。

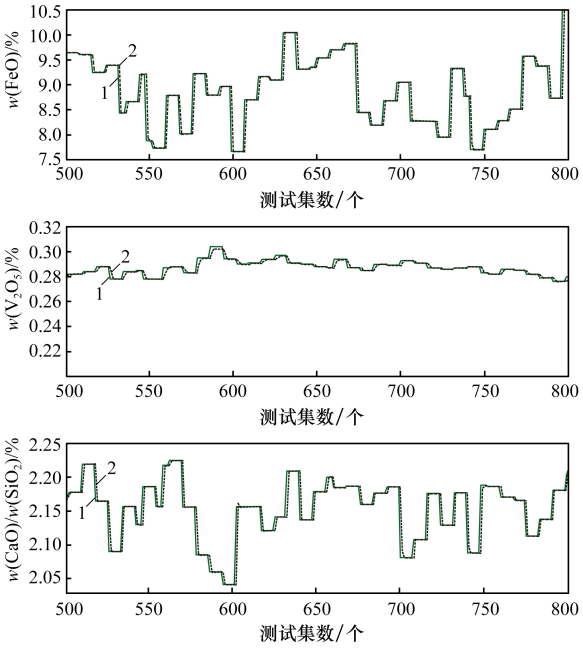
为应对新一轮产业变革和科技革命，德国工业 4.0 和《中国制造 2025》方案相继被提出[1]。钢铁工业作为国民经济的主要组成部分，具有重要战略地位，是我国综合能力和国民经济水平的重要体现。十四五时期，由于国内外形势的变化，钢铁行业发展将迎来空前的机遇和挑战[2]。钢铁工业亟须加快转型升级，加强对“卡脖子技术”的研发投入力度，大力提升自主创新能力，实现由中国制造向中国智造的转变。

烧结作为钢铁生产工艺中的重要环节，其能源消耗量约占钢铁工业总能耗的 18% [3]。烧结技术水平对炼铁系统的稳定性、产品质量和能源消耗起到至关重要的作用。随着我国钢铁工业的快速发展和人工智能技术的不断进步，大数据工业化在众多大中型企业得以发展与应用。烧结系统的特点表现为测量难、建模难、控制难和优化决策难，是现阶段烧结工艺急需解决的问题。在当今大数据和人工智能的时代背景下，将大数据技术与工艺相结合，已成为解决上述问题的有效方法。本文以大数据为线索，系统地回顾与总结了近些年烧结工艺的大数据实践与应用，着重阐述了计算机辅助工业应用的最新进展，以期能为实现冶金工业的数字化和可持续发展提供助力。

1 烧结生产指标参数及过程参数预测

烧结生产指标参数及过程参数预测对于提高烧结机利用率、改善烧结矿质量和增加产量至关重要，烧结矿的化学成分和质量等生产指标参数直接反映了烧结过程的效率和产出质量。在过程参数中，烧结终点的设定直接影响了烧结过程中反应的速率和产物的质量。因此，本节将重点从烧结矿化学成分预测、烧结矿质量预测和烧结终点预测这三个方面展开详尽的论述和分析。

（1）烧结矿化学成分预测是指在烧结生产过程中，通过对原料的物理化学特性和烧结过程中的各种因素进行分析和建模，预测烧结矿成分的变化趋势。研究者采用多种方法对烧结矿成分进行预测，如基于 BP 神经网络、遗传算法、支持向量机的预测模型等。王宏等[4]使用 BP 神经网络和遗传算法相结合的方法预测了烧结矿的成分，通过对多个输入变量进行优化和特征选择，提高了预测精度。刘立军等[5]采用了基于支持向量机的方法，对烧结矿中各成分的含量进行预测，并对模型进行了优化。基于烧结生产数据特点，LIU 等[6]提出了一种使用深度神经网络（deep neural network，DNN）和长短期记忆（long short-term memory，LSTM）网络的集成模型，以解决预测烧结矿化学成分的问题。该模型的预测结果如图 1 所示，通过$w(FeO)$、$w(V_2O_5)$、$w(CaO)/w(SiO_2)$曲线可知，其预测结果与实际值接近，且模型拟合度更佳，更适用于冶金企业烧结工序的成分预测。上述研究为冶金企业提高烧结矿生产效率和质量提供了有益的参考。



1—实际值；2—预测值 LSTM。

图 1 基于 DNN 和 LSTM 烧结矿成分预报

Fig. 1 Prediction of sinter composition based on DNN and LSTM

对于不同的预测模型，需要更全面地比较其优劣势。这种比较可以涵盖模型的稳健性、对数据的需求程度以及计算效率等方面，从而为工业应用中的模型选择提供更为明晰的依据。对于实时性的需求，可以探索更为高效的实时控制方法，以适应更为严格的实时性要求，更好地应对生产过程中的突发状况和波动。

（2）烧结矿质量预测是提高烧结机利用率和

产量的重要手段。研究者通过多种方法对烧结矿质量进行预测，如基于遗传算法和 BP 神经网络、PCA(principal component analysis)和 BP 神经网络的预测模型等。吴晓晖等[7]采用基于遗传算法和 BP 神经网络的预测模型，对烧结矿的质量进行了预测，并进行了误差分析。何岚等[8]采用基于 PCA 和 BP 神经网络的预测模型，通过对多个输入变量进行降维处理，提高了预测精度。对于不同预测模型的性能和适用性的深入比较将是研究的关键。有助于确定在特定条件下哪种模型更为有效，从而为实际应用提供更具指导性的建议。

（3）烧结终点预测是烧结生产过程参数预测的重要组成部分。研究者采用多种方法对烧结终点进行预测，例如基于决策树算法、梯度 Boosting 决策树算法和决策规则的预测系统等。LIU 等[9]提出了一种基于梯度 Boosting 决策树算法和决策规则的烧结终点预测系统，选取能够实时表征烧结原料性能变化的烧结机在线参数作为模型的输入，通过对集成算法参数作为模型的输入，烧透点位置和温度的软测量结果作为输出。该模型不仅考虑了原料性能的变化，还通过梯度 Boosting 决策树算法提高了预测的准确性和鲁棒性。对于提高烧结生产过程的效率和稳定性具有积极意义。考虑其在不同烧结条件和原料特性下的通用性，并在更广泛的生产环境中实现其实际应用，通过与实际生产的结合，更充分地评估该预测系统在提高烧结生产效率和质量方面的实际效果。

预测烧结生产指标参数及过程参数对于实现烧结生产过程的自动化和优化至关重要。结合烧结生产过程的特点和设备，多种方法的综合运用有助于实现烧结矿化学成分、质量、终点位置等参数的精准预测和控制。进一步强化多元化数据源整合、深入比较不同算法的性能、引入新的机器学习或深度学习技术，并将实际验证纳入核心，探索系统集成，构建完整的烧结智能制造平台，实现实时监测、分析和智能决策支持。

2　图像识别在烧结生产中的应用

烧结生产图像识别是指利用计算机视觉技术对这些图像数据进行分析和识别，提取其中有用的信息，帮助生产管理人员做出决策和优化生产过程。

基于传统图像处理技术的方法，主要利用图像处理算法对图像进行处理和分析，例如边缘检测、特征提取等。温春友等[10]提出了基于形态学的 top-hat/bottom-up 变换和分水岭(watershed)的球团图像分割方法，这种基于分水岭算法的缺点在于对噪声敏感，容易造成过分割。刘小燕和吴鑫等[11-12]提出一种基于形态学重建和高斯混合模型的球团颗粒图像分割算法，改善了球团相互粘连状态的分割效果。上述研究基于图像本身的低阶视觉信息，计算的复杂度低，对于分离和轻度相互粘连状态球团的处理效果较好，但在处理高度相互粘连和堆叠严重的情况时效果不佳。

基于深度学习的方法，主要利用深度学习算法对图像进行分析和识别，例如卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN)等。这种方法需要大量的数据来训练模型，但对于复杂的图像数据和变化较大的情况表现较好。HEYDARI 等[13]对于实时视频图像中单个和多个颗粒的分割，将形态学方法、分水岭算法和线性搜索等算法进行对比后，采用支持向量机(support vector machines，SVM)方法对分割的颗粒进行分类，运用 HED 网络实现了对传送带矿石的分割，该模型对于大块的矿石得到了有效分割，不过对于中小尺寸的矿石分割准确率不高。肖成勇等[14]使用 CV 技术对图像进行预处理，并采用 Unet 神经网络对球团矿进行训练，同时对了比分水岭算法，该模型耗时更少并且精度有显著提升。张琳琛[15]针对传统的人工测量粒度数据不够精确等问题，提出了一种新的智能化测量方法，该方法以改进 Canny 算法为核心，将形态学优化与图像的积分相结合，利用距离转换函数提高了形态学处理的效率；同时，选择了 Unet 网络进一步提升粒度统计的准确率。在训练 Unet 网络前，先对标签图像进行尺寸分割，该做法解决了训练数据集不足的问题，使得模型分割准确率分别提高了 9.39% 与 20%。

深度神经网络是非线性的，它们提供了更大的灵活性，并且随着数据集的增多，理论上其性能表现会越好。其缺点是通过随机训练算法进行

学习，这意味着神经网络对训练数据很敏感，并且每次训练时会得到不同的权重向量，从而产生不同的预测。通常，这被称为具有高方差的神经网络，当使用其模型进行预测时，可能效果并不好。减少神经网络模型方差的方法是融合多个模型而不是单个模型，并结合这些模型的预测结果综合判断，这样的模型称为融合模型(aggregation model)，这种算法称为集成学习(ensemble learning)。深度学习集成模型粒度识别技术路线图如图 2 所示。融合模型不仅可以减少预测的方差，而且可以产生比任何单个模型都更好的预测效果。

由图 2 可知，建立优秀的深度学习集成模型，对烧结混合料粒度识别具有重要意义。该技术路线包括如下几个步骤：① 确定混合料粒度图像的合理标定方法，构建不同原料结构下的粒度图像数据集；② 对图像数据进行合理存储和类别梳理，对所采取图像每一张进行图像预处理，构建图像几何模型；③ 分析颗粒粒度参数的表示方法，并针对混合料粒度的特点，对分割后的图像进行准确的粒度分布检测，挖掘混合料粒度分布与优质烧结矿质量指标间的对应关系，确定不同原料结构下合理的混合料粒度分布范围；④ 给出预警提示，并通过可视化界面智能展示混合料粒度波动位置，实现烧结混合料粒度的智能预警。

当前，由于钢铁行业的实际情况十分复杂，图像识别的可靠性和精度等问题仍然限制了其在实际生产中的易用性。随着工业自动化的发展，需要发展高精度、强适应性、高可靠性的计算机视觉技术，以满足未来的发展需求。

3 烧结智能控制系统应用

烧结智能控制系统是利用计算机、传感器、控制器等现代化技术手段，对烧结生产过程中的各个环节进行全面、准确的监控和控制，从而实现烧结生产的智能化和自动化。近年来，随着智能制造技术的快速发展，烧结智能控制系统的应用逐渐成为烧结生产过程中的重要组成部分。其中，烧结智能控制系统的水分控制、配料控制和终点控制等方面是烧结过程中较为关键的控制环节。

3.1 水分控制

烧结混合料中的水分具有黏附、润滑和导热等功能。过高或过低的水分含量都会对烧结过程产生负面影响。传统的水分控制主要采用手动控制或定时控制方式，控制效果不理想。近年来，烧结智能控制系统的出现为水分控制提供了新的解决方案。利用传感器对烧结生产过程中的水分含量进行实时监测，并通过智能算法对水分含量进行预测和控制，从而实现精准控制。

针对烧结混合料水分自动控制方面的研究，以往的方法主要依赖于人工经验，其实施能力有限。为此，研究者们进一步探索研究，并提出了一些新的方法。谭奇兵等[16]采用前馈控制、反馈控制等方法开发了烧结混合料水分自动控制系统，并采用了基于红外水分分析仪、微波水分分析仪、变频泵等控制技术。然而，聂绍昌[17]指出红外线

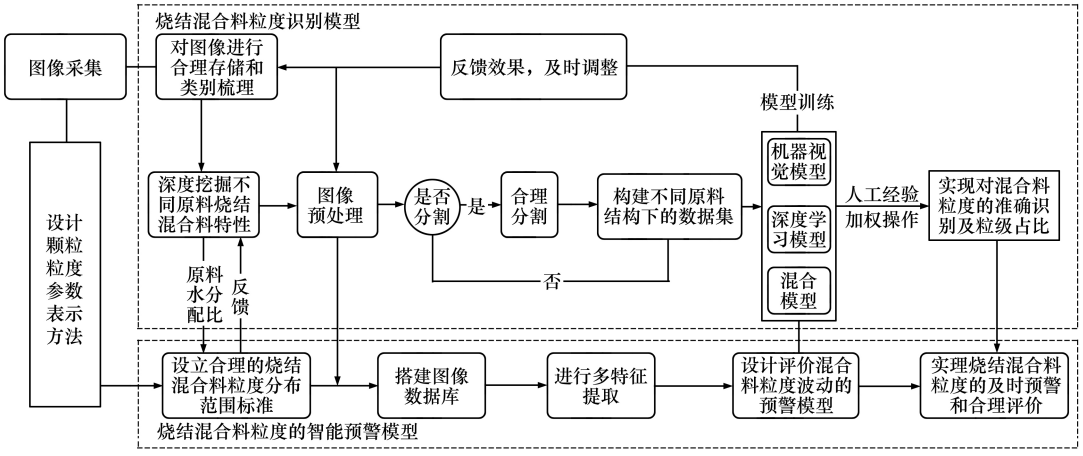


图 2 深度学习集成模型粒度识别技术路线

Fig. 2 Deep learning integrated model granularity recognition technology roadmap

水分法的测量误差较大。WU 等[18]则通过对原料的水分含量和蒸发系数两参数在线检测，基于神经网络进行模型构建，实现了对水分控制，但稳定性较差。陈略峰等[19]考虑到制粒过程中一方面原料流量波动对水分的稳定性有一定的不利作用，另一方面存在红外偏差与滞后问题，搭建了前馈和反馈构成的水分闭环控制系统，有效地提高了水分控制精度。

虽然上述文献已经实现了烧结过程水分的控制，但真正实现稳定和提高烧结矿质量的最佳水分控制，还需要考虑影响烧结矿质量的其他参数，如配碳量、混合料成分、点火温度、风箱负压等，通过运行先进的智能算法和大数据技术，准确预测下一时刻的混合料水分，再通过水分控制提前调节含水量，使混合料含水量更早、更准的达到最佳。因此，生产中应融合智能算法、大数据技术和 PID 控制理论共同实现混合料水分的智能控制，从而达到稳定烧结生产，提高烧结矿产、质量的目的。

3.2　配料控制

烧结配料控制是烧结生产中的另一个重要环节，其控制水平将直接影响烧结矿的成分和品质。传统的配料控制主要依靠经验和人工操作，无法做到精准控制。同时，由于配料测量机器的不稳定性严重影响了烧结矿的质量，这是因为烧结生产具有明显的时滞特性，而控制系统的复杂性和封闭性使得不同系统之间缺乏必要的整合，无法实现信息的顺畅流动和前后工序的衔接。然而，智能算法的应用为烧结配料系统的优化和控制提供了更多的思路。

烧结过程中存在的问题主要涉及烧结配料的误差、配料系统间的信息孤岛以及烧结终点控制精度不够等。为了解决这些问题，研究者们提出了一些控制方法，如基于智能算法的烧结配料优化控制[20]、基于风机频率调节的控制[21]、基于烧结终点曲线总结特点的终点综合参数控制[22]、基于改进遗传算法的模糊神经网络控制等[23]。这些方法在不同程度上解决了烧结过程中的问题，提高了烧结矿质量，促进了钢铁工业的发展。

利用烧结智能配料控制系统，可以实现配料成分的在线监测、分析和优化，从而实现精准配料控制。为了生产出符合标准的烧结矿，需要不断优化烧结配料系统，确保烧结矿的质量符合生产标准。

3.3　终点控制

烧结终点控制是烧结生产中的最后一个环节，其控制水平将直接影响烧结矿的成品率和质量。传统的终点控制主要采用手动控制或经验控制方式，难以保证烧结过程的稳定性和一致性。利用烧结终点控制系统，可以实现烧结终点参数的实时监测和控制，精确控制烧结过程的终点参数，保证烧结产品的品质和成品率。

为了提高烧结过程的稳定性和控制精度，许多学者提出了各种各样的智能算法应用于烧结终点系统控制。FAN 等[24]提出了一种基于风机频率调节的烧结终点智能控制方法，但该方法的鲁棒性仍有待提高。为了提高烧结终点控制的精度，徐春玲等[25]通过总结烧结终点曲线的特点，将复杂的海量数据库转化为终点综合参数，实现全程在线督查管理。向婕等[26]则提出了一种基于改进遗传算法的模糊神经网络控制方法，应用于烧结过程终点控制，针对这个高度非线性的、参数复杂的系统，取得了一定的成效。

从控制角度来看，控制器设计的前提和重要支撑是对象模型。要想促使烧结终点控制质量的提升，必须首先针对建模问题采取有效解决措施。然而，烧结过程十分复杂，其中涉及复杂的物理变化和化学反应。人工神经网络具有自适应、自组织、并行计算和联想记忆等能力，特别适合于描述不确定的复杂非线性系统。神经网络与烧结工艺的充分结合可达到精准控制效果。

4　烧结大数据平台

烧结大数据平台以生产工艺为主导，充分利用工业物联网、边缘计算、云存储、云计算等技术进行体系化和标准化建设，通过共享内容、共享资源、共享渠道、共享数据等多种方式实现的互联网平台。烧结工序复杂，生产过程将产生海量数据。烧结大数据平台对数据进行合理分析和类别梳理，保证了数据的实时性与有效性，从而

为企业的生产决策提供科学的依据。

大数据平台相比传统系统平台精准度高、运行速度快，同时在平台的智能应用中，以实时数据作为研究支撑，确保了模型的科学性与严谨性[27]。为解决烧结工艺中数据滞后以及各工序不能实时协同等问题，江阴兴澄特钢通过大数据、物联网两大技术为主，构建烧结大数据智能平台，达到低耗、实时、高效的效果[28]。首钢、宝钢通过企业信息网络平台的搭建和应用，已完成各工序的信息资源的集成、串接、整合，为产品缺陷跟踪等工作提供了数据支持[29-30]。

吕庆等[31]为国内知名钢铁厂搭建了大数据处理采集系统，以先进的分布式信息传输技术，实现烧结工序信息的收集与整理。此平台融入了先进工艺知识与强大数据挖掘技术，提供了原材料特性、配矿理论研究、流程工艺技术参数、产品质量指数、生产过程等技术参数之间的潜在规律性；以数学统计方式与机器学习算法为核心，有效地解决了烧结中的滞后问题。技术路线如图3所示。

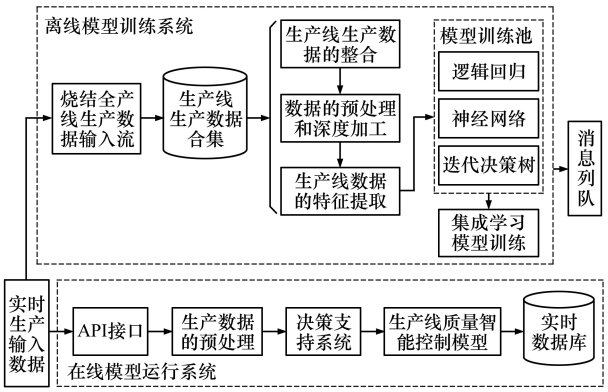


图3 烧结大数据平台项目实施技术路线

Fig. 3 Implementation technical route of sintering big data platform project

综上所述，利用大数据及人工智能技术，经过对交叉学科前沿高新技术的整合，建立烧结大数据平台，可实现烧结大数据分析的云平台互动、生产流程实时可视化、大数据挖掘和智能数据分析等技术目标，最后达到烧结产品的精细化、智能化。

5 总结与展望

本文从烧结生产过程参数预测、烧结生产图像识别、烧结智能控制系统和大数据平台等四个方面进行了较为全面的综述。烧结工艺参数预测提高了企业生产效率，保证了烧结生产质量；烧结图像辨识赋予了机器“感知”能力，科学有效地对信息进行规划分类；烧结智能化控制可以稳定烧结生产，提高烧结矿质量，从而促进了烧结智能制造的发展与进步；烧结大数据平台建立打破时间、空间、地域限制，确保了数据的时效性。

中国的钢铁企业当前都在寻求利用大数据和人工智能技术来实现企业向智能制造的转型升级。因此，针对烧结生产的“数字化、智能化”发展，提出以下几点建议和展望：

（1）全面分析烧结生产参数，包括烧结原料、工艺参数、操作制度、成本、能耗、图像等各类数据，挖掘数据的潜在价值，实现烧结生产过程的数据可视化；

（2）融合大数据技术、人工智能技术、专家经验和PID控制理论，开发烧结生产过程参数的预测和智能控制模型，不仅为烧结操作人员提前调整生产提供理论依据，也可以实现烧结生产的稳定运行；

（3）开发烧结大数据平台，实现数据模块化组合、实时采集、梳理和存储，以及生产流程实时可视化、大数据挖掘和智能化应用等技术目标，最后达到烧结产品的精细化、智能化；

（4）“数字化、智能化”转型是烧结生产发展的必然趋势，我们要迎合新时代的发展需要，利用好时代发展所带来的先进工具（如智能算法、大数据技术、人工智能技术等），寻求好的合作伙伴，全面开展烧结生产的智能化研究，从而实现稳定烧结生产、提高烧结矿质量的目标，为我国钢铁企业的绿色低碳生产付出绵薄之力。

参考文献：

[1] 延建林，孔德婧. 解析“工业互联网”与“工业4.0”及其对中国制造业发展的启示[J]. 中国工程科学，2015，17(7)：141-144.
YAN Jianlin，KONG Dejing. Analysis of “Industrial Internet” and “Industry 4.0” and its enlightenmentto the development of Chinese manufacturing industry[J]. Engineering Science，2015，17(7)：141-144.

[2] 郭克莎. 中国产业结构调整升级趋势与“十四五”时期政策思路[J]. 中国工业经济,2019(7):24 – 41.
GUO Kesha. China’s industrial structure adjustment and upgrading trend and policy ideas during the 14th Five-Year Plan period[J]. China’s industrial economy,2019(7):24 – 41.

[3] LIU Song, LIU Xiaojie, LÜ Qing, et al. Comprehensive system based on a DNN and LSTM for predicting sinter composition [J]. Applied Soft Computing, 2020, 95: 1568 – 4946.

[4] 王宏,王琦,杨凤荣,等. 基于遗传算法与 BP 神经网络的烧结矿成分预测[J]. 矿物工程,2018,31(6):32 – 36.
WANG Hong,WANG Qi,YANG Fengrong,al. Prediction of sinter ore composition based on genetic algorithm and BP neural network[J]. Mineral Engineering, 2018, 31(6):32 – 36.

[5] 刘立军,何志超,邓家华,等. 基于支持向量机的烧结矿成分智能预测[J]. 矿物工程,2013,26(3):63 – 66.
LIU Lijun, HE Zhichao, DENG Jiahua, al. Intelligent prediction of sinter ore composition based on support vector machine[J]. Mineral Engineering,2013,26(3):63 – 66.

[6] LIU Song, LÜ Qing, LIU Xiaojie, et al. A prediction system of burn through point based on gradient boosting decision tree and decision rules[J]. ISIJ International, 2019,59(12):2156 – 2164.

[7] 吴晓晖,郭红,蒲峰,等. 基于 BP 神经网络的烧结矿成分预测及应用[J]. 中国冶金,2009,39(3):34 – 38.
WU Xiaohui,GUO Hong,PU Feng,et al. Prediction and application of sinter ore composition based on BP neural network[J]. China Metallurgy,2009,39(3):34 – 38.

[8] 何岚,沈昌祥,王龙. 基于 PCA-BP 模型的烧结矿成分预测[J]. 钢铁,2012,47(10):48 – 52.
HE Lan, SHEN Changxiang, WANG Long. Prediction of sinter ore composition based on PCA-BP model[J]. Iron and Steel,2012,47(10):48 – 52.

[9] LIU Y, YANG J, WANG J, et al. Prediction, parametric analysis and bi-objective optimization of waste heat utilization in sinter cooling bed using evolutionary algorithm[J]. Energy,2015,90(90):24 – 35.

[10] 温春友,邵志勇. 基于数字图像处理的球团矿粒度检测[J]. 烧结球团,2004,29(2):38 – 40.
WEN Chunyou,SHAO Zhiyong. Particle size detection of pellets based on digital image processing[J]. Sintering and Pelletizing,2004,29(2):38 – 40.

[11] 刘小燕,吴鑫,孙炜. 基于形态学重建和 GMM 的球团颗粒图像分割[J]. 仪器仪表学报,2019,40(3):230.
LIU Xiaoyan,WU Xin,SUN Wei. Image segmentation of pellet particles based on morphological reconstruction and GMM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(3):230.

[12] WU X, LIU X Y, SUN W. An image-based method for online measurement of the size distribution of iron green pellets using dual morphological reconstruction and circle-scan[J]. Powder Technology,2019,347:186.

[13] HEYDARI M, AMIFATTAHI R, NAZARI B. An industrial image processing-based approach for estimation of iron ore green pellet size distribution[J]. Powder Technology,2016,303:260.

[14] 肖成勇,李擎,王莉. 基于 CBAM-Unet 的铁矿球团边缘分割实验方法[J]. 烧结球团,2022,47(2):8 – 15;23.
XIAO Chengyong, LI Qing, WANG Li. Experimental method for edge separation of iron ore pellets based on CBAM-Unet[J]. Sintering and Pelletizing,2022,47(2):8 – 15;23.

[15] 张琳琛. 基于深度学习的烧结混合料粒度模型研究[D]. 唐山:华北理工大学,2022.
ZHANG Linchen. Research on particle size model of sinter mixture based on deep learning[D]. Tangshan: North China University of Science and Technology,2022.

[16] 谭奇兵,文虹力,蒋杰,等. 烧结混合料水分自动控制系统的开发及应用[J]. 烧结球团,2019,44(2):18 – 23;68.
TAN Qibing, WEN Hongli, JIANG Jie, et al. Sinter mixture moisture the development and application of automatic control system[J]. Sintering and Pelletizing, 2019,44(2):18 – 23;68.

[17] 聂绍昌. 微波水分检测自动控制系统在新钢烧结生产中的应用[J]. 江西冶金,2018,38(5):17 – 21.
NIE Shaochang. Application of microwave moisture detection automatic control system in sintering production of new steel[J]. Jiangxi Metallurgy,2018,38(5):17 – 21.

[18] WU M, XU C, SHE J, et al., Neural-network-based

integrated model for predicting burn-through point in lead-zinc sintering process[J]. Process Control, 2012, 22(5):925 – 934.

[19] 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 – 820.
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 – 820.

[20] LEE S J, KIM S W. Control of sintering process using neuro-fuzzy inference system based on improved genetic algorithm[J]. Metals,2018,8(2):95.

[21] WANG Y, YANG J, LIU Y, et al. Fuzzy neural network control strategy for sintering end-point temperature based on RBF optimization algorithm[J]. ISA Transactions, 2020,98:261 – 268.

[22] JIANG H, XU Y, WU Z. Sintering process control for high-quality production based on multi-source information fusion[J]. Journal of Process Control,2016,41:29 – 41.

[23] SINGH R K, ROY G G, SINGH G. Modeling and optimization of iron ore sintering process using intelligent techniques and artificial neural network[J]. Journal of Materials Research and Technology,2019,8(6):5983 – 5994.

[24] FAN X H, HUANG X X, CHEN X L. 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.

[25] 徐春玲,张敬现,毛友庄,等. 莱钢 265 m^2 烧结机提高终点控制准确度的实践[J]. 山东冶金,2015,37(4):4 – 5.
XU Chunling, ZHANG Jingxian, MAO Youzhuang, et al. The practice of improving the accuracy of endpoint control of the 265 m^2 sintering machine at Laigang[J]. Shandong Metallurgy,2015,37(4):4 – 5.

[26] 向婕,吴敏. 一种基于改进遗传算法的模糊神经网络控制器及其在烧结终点控制中的应用[J]. 信息与控制,2008(2):235 – 241.
XIANG Jie, WU Min. A fuzzy neural network controller based on improved genetic algorithm and its application in sintering endpoint control[J]. Information and Control,2008(2):235 – 241.

[27] 宫夏屹,李伯虎,柴旭东,等. 大数据平台技术综述[J]. 系统仿真学报,2014,26(3):489 – 496.
GONG Xiayi, LI Bohu, CHAI Xudong, et al. Big data platform technology review[J]. Journal of system simulation,2014,26(3):489 – 496.

[28] 刘晓萍,熊昆鹏,葛小亮. 兴澄炼铁大数据智能互联平台建设及应用[J]. 冶金自动化,2021,45(3):34 – 41.
LIU Xiaoping, XIONG Kunpeng, GE Xiaoliang. Construction and application of intelligent interconnection platform with big data in Xingcheng iron making[J]. Metallurgical Automation,2021,45(3):34 – 41.

[29] 北京首钢自动化信息技术有限公司. 首钢工业大数据分析服务平台[J]. 自动化博览,2019(12):94 – 98.
Beijing Shougang Automation Information Technology Co. Shougang industrial big data analysis service platform[J]. Automation Expo,2019(12):94 – 98.

[30] 王力. 宝信云管理平台架构及在宝钢私有云中的应用[J]. 冶金自动化,2014,38(2):1 – 8.
WANG Li. Baoxin cloud management platform architecture and application in baosteel private cloud[J]. Metallurgical Automation,2014,38(2):1 – 8.

[31] 吕庆,刘颂,刘小杰,等. 基于大数据技术的烧结全产线质量智能控制系统[J]. 钢铁,2018,53(7):1 – 9.
LÜ Qing, LIU Song, LIU Xiaojie, et al. The quality intelligent control system of sintering productionline based on big data technology[J]. Iron and Steel,2018, 53(7):1 – 9.

本刊编辑部版权许可声明

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