

智能冶炼

引文格式:金鑫,陈学刚. 人工智能技术在有色金属火法冶金中的应用进展[J]. 中国有色冶金, 2025, 54(6): 1-12.

JIN Xin, CHEN Xuegang. Review on the application of artificial intelligence in nonferrous metal pyrometallurgy[J]. China Nonferrous Metallurgy, 2025, 54(6): 1-12.

人工智能技术在有色金属火法冶金中的应用进展

金鑫, 陈学刚

(中国恩菲工程技术有限公司, 北京 100038)

[摘要] 有色金属火法冶金是我国铜、铅、锌、镍等基础金属工业化提取的核心工艺,其高温、多相、强耦合的反应特征导致长期存在能效偏低、污染物排放强度高、过程控制精度不足等问题;而人工智能技术在冶金工业的应用正逐步深入,在提升效率、降低成本、保障安全与环保等方面展现出系统性价值。本研究基于“数据采集-参数预测-过程优化-设备运维”全链条视角,深入探讨了多模态传感网络构建、高温多相体系关键参数预测、多目标动态优化控制及设备状态智能诊断等核心技术在冶金工业的实现路径。目前,人工智能方法通过提升工艺参数在线检测精度、强化多变量协同调控能力及实现设备全生命周期管理,显著提高了冶炼过程能效与环境效益;但现有技术仍面临高温极端环境下数据质量波动、复杂工况下模型泛化能力受限、多时空尺度耦合机制解析不足等挑战。未来需重点发展物理信息融合建模方法、跨尺度动态优化算法及工业级智能决策系统,通过冶金热力学、过程系统工程与信息科学的深度交叉,构建面向绿色低碳目标的火法冶金智能技术体系。

[关键词] 火法冶金; 多相复杂系统; 数据采集; 参数预测; 过程优化; 设备运维; 智能冶炼

[中图分类号] TF8; TP183 [文献标志码] A [文章编号] 1672-6103(2025)06-0001-12

DOI:10.19612/j.cnki.cn11-5066/tf.2025.06.001

0 引言

有色金属冶金是我国工业体系的重要组成部分,在国民经济中占据着不可替代的地位,其产品广泛应用于航空航天、电力电子、交通运输、建筑材料、国防军工、新能源与高端制造等关键领域,是推动新兴产业发展的基础支撑和保障力量^[1-2]。根据金属种类与矿石性质的不同,有色金属冶金通常分为火

法冶金、湿法冶金和电冶金等多种技术路线。其中,火法冶金适用于处理高品位硫化矿和复杂难选冶资源,在铜、铅、锌、镍等基础金属的工业化生产中占据主导地位^[3],特别是在我国以硫化铜镍矿为主的资源结构背景下,火法工艺不仅具备较强的原料适应性和产能保障能力,更在能量利用、副产硫资源回收等方面形成了一定的技术体系。

然而,火法冶金也面临能耗高、排放大、过程控制复杂等关键问题,成为制约有色金属冶金行业实现绿色低碳发展的关键环节^[4]。一方面,火法工艺普遍依赖高温熔炼和热能驱动,单位产品能耗显著高于其他冶金方式,尤其在铜、镍等大宗金属的冶炼过程中表现尤为突出。另一方面,冶炼过程中伴随大量含硫烟气、有害金属尘、炉渣和污酸的排放,对大气、水体及土壤环境构成显著压力^[5]。此外,火

[收稿日期] 2025-08-28

[第一作者] 金鑫(1989—),男,江苏常州人,博士,工程师,主要从事有色冶金过程多相反应流动方向的研究。

[通信作者] 陈学刚(1982—),男,山西太原人,博士,正高级工程师,主要从事火法冶金工程设计研究工作。

[基金项目] 中国五矿集团有限公司集团公司青年科技基金(2024QNJB02)。

法冶金过程物理化学反应高度耦合,涉及高温气-液-固多相流动、强化传热传质与复杂反应动力学,导致过程难以实时监测与精准控制。为应对上述挑战,利用新一代信息技术实现智能化升级已成为必然趋势。

本文围绕人工智能在有色金属火法冶金过程中的发展历程和典型应用展开系统综述,总结了人工智能技术在有色金属火法冶金中的技术发展路线,并重点梳理其在数据采集与处理、建模与预测、过程优化控制、设备运维等方面的研究进展与工程实践,分析其在实际工业中的关键技术路径与代表性成果,指出当前面临的主要挑战与未来发展趋势。

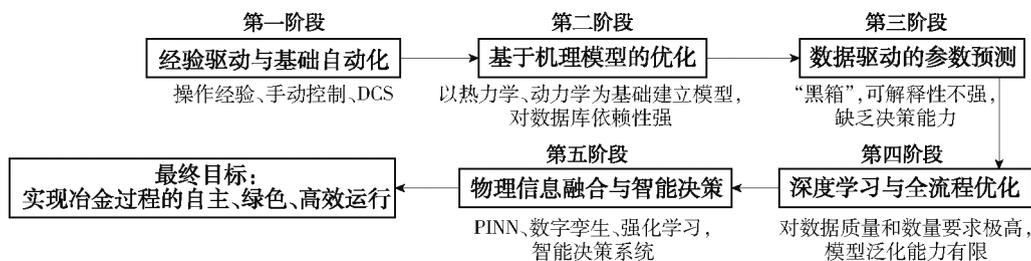


图1 有色金属火法冶金智能化发展历程与关键技术节点

Fig. 1 Development path and key technologies of intelligent pyrometallurgy for non-ferrous metals

的生产控制主要依赖于操作人员的个体经验以及基于宏观质量与能量平衡的判断^[6]。尽管工厂普遍部署了分布式控制系统(DCS),但其作用多停留在基础的指令执行层面。例如,学者 Ojeda^[7]在对当时铜冶炼炉的研究中就指出,即便是应用了DCS,关键参数(如富氧率)的调整仍需操作员凭经验周期性地手动完成。此外,炉渣的化学成分分析是以小时间间隔进行化验,这给操作带来了巨大的时间延迟,使得过程控制难以做到实时与精准。这种对“直觉”的依赖,本质上源于冶金过程的高度复杂性。如 Livneh 等^[8]所指出的,由于过程的非线性、机理不清、多参数强耦合以及测量不足等问题,其本身无法应对复杂的控制任务,需要更高级的智能方法来弥补不足。

1.2 第二阶段:基于机理模型的优化

为了突破纯经验的局限,研究人员开始尝试利用传统的过程工程和冶金热力学理论,建立描述冶炼过程的物理化学机理模型。这些模型旨在从理论上优化过程,但由于火法冶金是涉及高温、多相、强耦合的复杂系统,机理模型往往难以精确描述所有反应动力学和传递现象,导致其在实际工业应用中

1 有色金属火法冶金智能化的关键发展阶段

人工智能技术与有色金属火法冶金的融合并非一蹴而就,而是经历了一个从简单到复杂、从局部感知到系统优化的渐进式发展历程。为系统性地梳理其发展脉络,本文将这一演进过程划分为五个逻辑递进的关键阶段进行阐述(其演进关系如图1所示),旨在清晰地揭示不同时期面临的核心挑战与相应的技术突破口。

1.1 第一阶段:经验驱动与基础自动化

在人工智能技术普及之前,有色金属火法冶金

的准确性和适应性有限。一个典型的例子就是 Zhang 等^[9]基于物理化学原理的火法冶金过程建模软件包(MPE),该软件基于热力学模型,并需要一个包含物质热力学和物理性质的综合数据库作为支撑。但同时研究者坦言,对于复杂的多组分、多相体系,现有的商业热力学软件包的应用受到限制,并且其预测的准确性在很多情况下难以评估。Laputka 等^[10]系统梳理了现代火法冶金在“感知(测量)”、“执行(工艺与设备)”和“认知(建模)”三个层面的技术进展,文章深刻地指出,当前建模技术的主要瓶颈在于缺乏可靠且内部一致的热力学数据库,尤其是在处理复杂的多组分熔渣体系时。此外,大多数模型都是为稳态过程设计的,而实际生产中的原料波动等动态特性难以被准确模拟,这直接催生了下一阶段的技术变革。

1.3 第三阶段:数据驱动的参数预测(软测量)

机理模型的瓶颈,使得学术界和工业界将目光投向了数据驱动的解决方案。此阶段的核心是利用机器学习模型,从海量的历史生产数据中学习规律,构建“软测量(Soft Sensor)”工具,即以易于在线测量的过程变量(如給料速率、富氧浓度)为输入,来

高精度预测那些难以直接检测的关键参数(如铜铈品位、炉温、炉渣成分)。这种方法绕过了对复杂机理的精确描述。例如,Gui等^[11]针对铜闪速熔炼过程中铜铈品位这一关键但难以在线检测的参数,开发了基于多相模糊神经网络的智能预测模型。He等^[12]针对铜富氧侧吹熔炼过程,通过时滞相关性分析来挖掘输入变量的动态特征,并利用高斯过程回归构建了动态软测量模型,成功实现了对铜铈品位的实时在线预测。这些软测量技术为获取以前无法得到的实时过程信息提供了可能,从而为下一阶段实现基于模型的预测控制与全流程优化奠定了坚实的数据基础。

1.4 第四阶段:深度学习与全流程优化

在实现了对关键参数的精准预测后,有色金属火法冶金技术中人工智能的应用进入了更高级的深度学习与全流程优化阶段。这一阶段的核心目标不再局限于“感知”和“预测”,而是转向更高层次的“决策”与“控制”,即如何利用预测信息来指导生产,实现全局最优。例如,在宏观流程层面,姚培福等^[13]利用 LSTM 和 DCNN 等深度学习模型,从历史运维大数据中挖掘知识,以自主输出最优的工厂再造策略。Manojlović等^[14]在工作中展示了如何应用以数据为中心的机器学习方法来深入剖析和理解复杂的电弧炉炼钢工业过程,不仅验证了 AI 模型在能耗预测上的高准确性,还通过可解释性工具量化了关键操作参数的影响,为实际生产中的节能降耗提供了明确的数据支持和优化方向。这些研究共同展示了从数据中提炼优化策略的能力,虽然大多仍停留在“开环”的优化建议阶段,但其为最终实现动态、闭环的智能控制系统奠定了坚实的方法论基础。

1.5 第五阶段:迈向物理信息融合与智能决策

在此基础上,为了克服纯数据驱动模型的“黑箱”等固有局限,当前的研究前沿正朝着一个全新的方向演进——即以物理信息融合建模(PINN)、数字孪生和强化学习为代表的第五阶段。这一阶段旨在构建可解释、自学习、自主优化的智能决策系统,关于这一未来图景的详细探讨,将在本文结论部分展开。

2 人工智能在有色金属火法冶金中的典型应用

人工智能技术在有色金属火法冶金领域的应用

已渗透到生产的全流程,形成了一个从“数据感知”到“智能决策”的完整技术体系。为系统性地理解其应用版图,可将其归纳为四个紧密相连的典型模块:数据采集-参数预测-过程优化-设备运维,如图2所示。这四个模块环环相扣,共同构成了人工智能赋能火法冶金,推动其向智能化和绿色化转型升级的核心技术路径。



图2 人工智能在有色金属火法冶金中的典型应用模块

Fig. 2 Typical application modules of artificial intelligence in non-ferrous metal pyrometallurgy

2.1 数据采集与预处理

现代工业需依赖高效的传感器与控制系统以实现自动化(第三代过程控制)。钢铁、石油化工等行业已实现这一目标,而有色金属火法冶金作为采矿业的末端环节,面临矿石复杂度提升和环保标准趋严的双重挑战。当前冶炼控制主要依赖宏观质量-能量平衡和操作员经验,实时监测工具匮乏。在有色金属火法冶金过程中,由于高温、高压、高粉尘和强腐蚀等极端环境工况,如何实现关键工艺参数的准确、稳定采集成为推动智能化控制系统建设的首要前提。数据采集与预处理技术,作为人工智能介入火法冶金的入口环节,直接决定了后续建模预测与优化控制的效果。近年来,随着红外测温、光谱成分分析、高温压力传感与多模态传感网络的集成化发展,高可靠性传感器的工业部署成为可能,为火法冶金的数据驱动型智能化转型提供了技术保障。

中南大学阳春华教授团队^[15]出多传感器融合的数据采集网络,涵盖红外热成像仪监测炉温、压力传感器捕捉炉内气流动态。其团队基于建立的数据驱

动元模型,构建了锌冶炼焙烧炉的智能监控与控制系统,并已在铅锌冶炼企业中实现工程应用。该系统集成了红外热成像、压力传感、流量测量等多种传感器,实现对焙烧炉关键参数的实时感知与预测,其系统架构如图 3 所示。在国外, Laser-Induced Breakdown Spectroscopy (LIBS) 技术被广泛用于火法冶金过程中熔融金属的在线成分检测,其测量的基本原理如图 4 所示。脉冲激光束聚焦在样品(例如液态铝)表面,消融样品的一部分并将其转化为等离子体;随后利用光谱仪对产生的等离子体发射光进行分光 and 检测,而光谱仪通过数字延时发生器与脉冲激光同步;发射光谱中的特定峰值与不同元素相关联,并用于定量分析。Gudmundsson 等^[17-18]开发的工业级 LIBS 分析仪器,部署在铝合金熔体上

游,实现了 Al-Si 系中 Cu、Fe 等杂质的 ppm 级在线识别,其输出数据被用于训练随机森林与支持向量机模型,实现了产品质量的智能分类与反馈控制。此外,芬兰 Gasera 公司开发的 GASERA ONE 平台^[19]基于红外光声检测与高灵敏压力传感技术,已被应用于冶金尾气中 SO₂、CO 和 H₂O 的多组分快速监测,为烟气净化系统提供了实时控制依据。该平台在典型工业应用中响应时间小于 30 s,测量重复性优于 ±1%,已为烟气净化系统提供了可靠的实时控制依据。然而,其在高温高湿、高粉尘工况下的长期稳定性仍面临挑战,传感器易受颗粒物污染和水分干扰,需频繁维护校准,且当前缺乏适用于复杂多相反应气氛下的原位标定方法,限制了在极端工业环境中的全面推广应用。



图 3 锌冶炼过程协同优化与智能控制系统架构^[15-16]

Fig. 3 System architecture for collaborative optimization and intelligent control in Zinc smelting

然而,受限于火法工艺过程的非线性与扰动剧烈性,原始数据往往包含大量噪声与缺失值,必须进

行系统的数据预处理。在火法冶金的研究背景下,经常采用诸如统计检验、相关性分析^[18]或机器学习

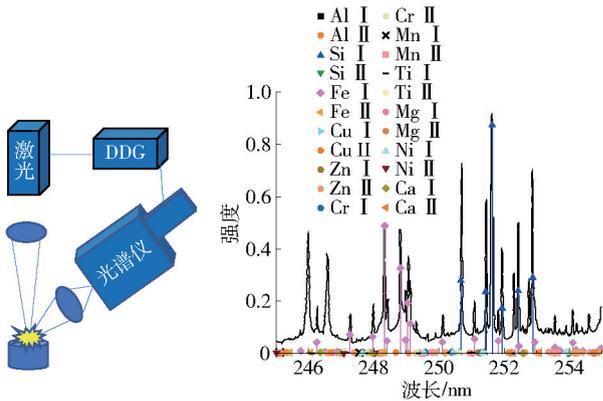


图 4 激光诱导击穿光谱 (LIBS) 测量的基本原理
 Fig. 4 Basic principle of laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) measurement

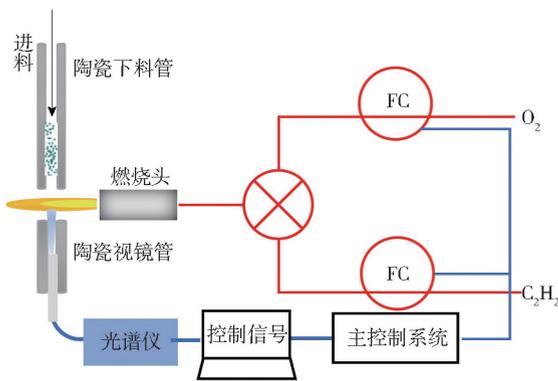
技术(如主成分分析^[6])等特征重要性方法。这一过程通过确保最终模型能够准确捕捉数据的内在模式,从而增强了建模阶段的效率,最终促进更可靠的预测。谢永芳等^[20]提出了一种小波去噪最小二乘支持向量机(DLSSVM)的工艺参数预测方法。该方法先通过小波变换对原始数据实施去噪操作,降低噪声对数据质量的影响;随后,运用最小二乘支持向量机构建熔炼过程与工艺指标间的非线性关系模型,并利用经过小波去噪处理的样本数据对模型参数进行精准辨识,从而实现铜闪速熔炼过程中关键工艺指标的高效、准确预测。Bernicky 等^[21]提出了一种基于人工神经网络(ANN)的智能元素识别方法。在铜熔炼过程中,该方法通过将未经样品制备的精矿粉末直接送入乙炔-氧气火焰形成的等离

子体中激发出特征光谱信号,有效规避了传统样品处理带来的误差与延迟。随后,利用 ANN 模型对铜、铁等纯金属粉末,以及 30 组由 5 种已知矿物混合构成的复合精矿样品的原始发射光谱数据进行训练和回归建模,实现了高精度的元素定量预测(误差小于 2%)。图 5 展示了该方法的实验装置与神经网络结构示意图。该研究不仅体现了多源异质数据采集在高温复杂环境下的可行性,也验证了 AI 技术在光谱数据特征提取与降噪处理中的显著优势,为实现智能化冶炼数据预处理体系提供了有力支撑。Arias 等^[6]总结了铜火法冶金中传感器设计原理、概念验证及工业初步测试,提出通过光谱数据(如辐射信号、分子特征峰)实时监测反应状态,使用 PCA(主成分分析)和 MCR-ALS(多元曲线分辨-交替最小二乘法)等机器学习方法分析光谱数据,也可采用 CNN(卷积神经网络)处理高光谱图和 LSTM(时序模型)分析火焰辐射的时序变化。

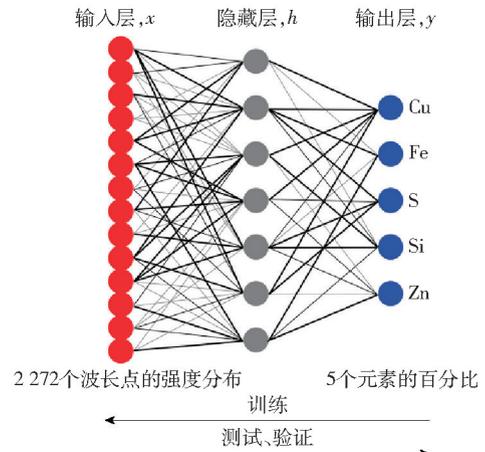
综上,人工智能在火法冶金中的有效应用,离不开高可靠传感器部署与智能化预处理算法的支撑。未来,亟需推动多源异构传感器的集成部署、边缘计算平台的工业落地以及更高适应性的特征提取方法研究,从而为人工智能系统在冶金行业的深度嵌入奠定数据基础。

2.2 工艺参数预测与智能建模

有色金属火法冶金过程通常伴随着高温、多相、多组分的强耦合反应,其典型工艺参数(如铜硫品位、熔炼温度、渣中 Fe/SiO₂ 比等)对过程稳定性和能效水平具有决定性影响。受限于极端作业环境和



(a) 台式乙炔氧气燃烧器示意图



(b) 人工神经网络(ANN)示意图实验装置及神经网络结构示意图^[21]

图 5 实验装置及神经网络结构示意图^[21]

Fig. 5 Experimental device artificial neural network (ANN)

传感器布置难度,这些参数往往无法实现高频、准确的在线监测,传统依赖经验和滞后采样的数据获取模式已经难以满足智能化冶金控制的需求。人工智能技术,尤其是机器学习和深度学习模型,能够从复杂、海量的工业运行数据中挖掘参数间的非线性映

射关系,构建软测量模型,实现对难以直接测量工艺变量的高精度预测。图 6 为 AI 辅助富氧底吹熔炼厂生产的示意图^[22],这些数据驱动型建模方法已被广泛应用于闪速熔炼、高炉、转炉等典型火法冶金单元。

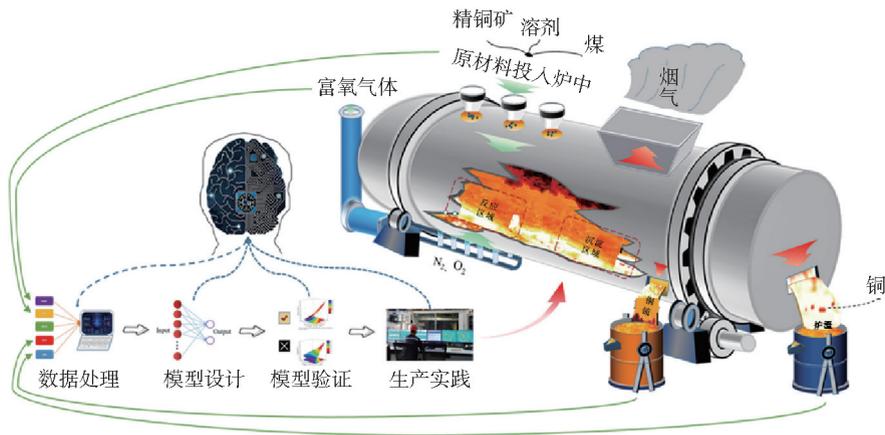


图 6 AI 辅助富氧底吹熔炼厂生产的示意图^[22]

Fig. 6 Schematic diagram of AI-Assisted oxygen-enriched bottom-blown smelting plant

姚俊峰等^[23]在 2001 年将小波包分析的特征提取及神经网络的非线性映射特性应用于炼铜转炉炉渣重量及成分预报,该模型完全能够较准确地预报出渣量和成分。其平均拟合误差为 15%,平均预报误差为 31%。曾青云等^[24]在分析铜闪速熔炼控制策略和贵溪冶炼厂闪速炼铜生产实践数据的基础上基于神经网络技术分别建立了网络结构为 8-16-1 的铜品位模型、8-20-1 的铜温度模型和 8-20-1 的渣中 Fe/SiO₂模型,并采用了遗传算法 GA 与前向神经网络算法 BP 相结合的网络训练方法对其进行了仿真计算。所建立模型的预测值与生产实践数据基本吻合,模型可以应用于铜闪速熔炼过程的在线优化控制。古志远等^[25]提出一种经验知识与数据相结合的炉温融合预测方法,通过神经网络利用累积量作为输入建立经验知识与数据相结合的高炉炉温融合预测模型,建模策略如图 7 所示。谢锴等^[26]基于某厂实际铜闪速熔炼工艺和控制过程,对神经网络模型在铜闪速熔炼过程在线控制进行了研究,提出一种基于 BP 神经网络的操作参数的预测方法,分别建立了输入向量只包含主要元素和考虑杂质元素的 BP 神经网络模型,输出值与实际样本值吻合得较好。Gui 等^[11]基于多相多组分平衡机理与生产数据,开发了一种铜钼品位的智能预测模型,采

用模糊神经网络进行建模,并提出一种约束梯度下降算法用于参数更新。该算法通过引入模糊逻辑的 ϵ -完备性约束(要求相邻隶属函数交点的隶属度不小于 0.5),有效提升了参数学习的效率和收敛速度。仿真结果表明,与传统梯度下降法相比,改进后模型的均方根误差从 0.002 6 降低至 0.002 1,训练时间从 22.8 s 缩短至 12.4 s,显著提高了预测精度与实时性。Yu 等^[27]和 Zhao 等^[28]提出基于反向传播神经网络(BP)的方法,挖掘铜品位、铜温度及炉渣硅铁比之间的参数信息以实现铜品位预测。Deng 等^[29]结合长短期记忆网络(LSTMs)与机理模型,预测了 4 个参数(富氧程度、矿石品位、控制参数和温度)。Li 等^[30]利用麻雀搜索算法优化支持向量机(SVM),建立了铜品位与铜矿石量、燃料量及矿石成分之间的非线性关系模型。Peng 等^[31]考虑到参数在统计和机理上确定的困难,提出动态 T-S 递归模糊神经网络,推导出各类矿石量的影响权重,并构建了铜品位的软测量模型。Wang 等^[22]收集了 760 组来自云南某铜冶炼厂的监测数据,通过移动平均法和归一化处理去除噪声并标准化数据,构建 BO-SVR 模型,预测渣中铜含量和钼品位;结果表明,该模型对渣中铜含量的预测准确率达 90%,对钼品位的预测准确率达 98%,表现出良好的鲁棒性

和泛化能力。Setyowati 等^[32] 尝试采用机器学习方法来寻找适用于镍的生产流程优化的合适模型,数据集收集于已发表的研究,其中涵盖了镍矿品位(镍和铁含量)以及还原流程(温度、添加剂、还原剂等)方面的信息,而针对镍品位和回收率的预测模型则是由4种回归算法形成,研究表明,机器学习方法能够加快实现目标镍品位和回收率的进程。吴财梅等^[33] 针对现有铜铈中砷含量预测精度低问题,提出了一种基于机器学习对铜铈中砷含量进行预测的方法,结果表明,PSO-LSTM模型的绝对误差比LSTM、RBF、RF、SVM小,预测模型性能表现最好;该预测模型可有效预测铜铈中砷含量,为熔炼和

吹炼过程中配料优化和工艺参数调控提供指导。Wang 等^[34] 构建了基于贝叶斯网络的模型,结合期望最大化算法(EM)和聚类树传播算法,模拟铜冶炼过程中有害元素(如砷和铅)的流动分布。通过调整操作参数(如增加鼓风量或氧气供应),以增加有害元素进入气相的比例,从而便于回收,研究结果为铜冶炼行业中有害元素的源头减量和全过程控制提供了理论支持。尽管这些回归预测方法取得了令人满意的结果,但其依赖实时过程变量输入以产生输出结果,导致中间过程的可解释性较差,预测结果的准确性较低,仍无法解决生产指导滞后及炉参数调整及时反馈的问题。

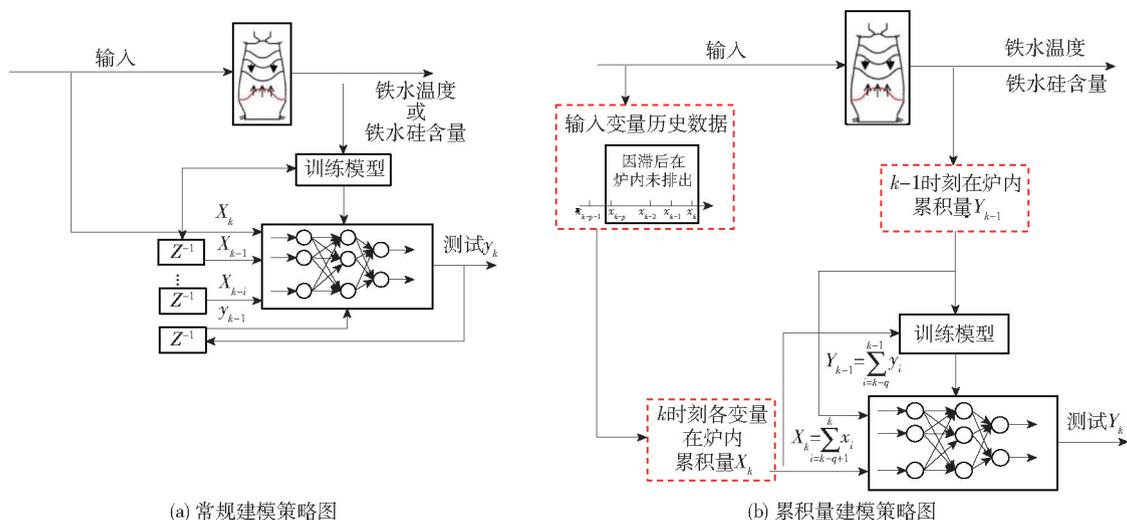


图7 高炉炉温预测模型建模策略图^[25]

Fig. 7 Modeling strategy diagram of the blast furnace temperature prediction model

这些研究为后续控制策略提供了关键先验信息,在一定程度上突破了冶金过程“黑箱”特性。然而,这类预测模型通常侧重“点”的变量估计,尚未具备对复杂目标函数的全局优化能力,必须与调控算法协同,才能支撑全过程的智能运行。

2.3 工艺优化与过程控制

在准确感知关键参数的基础上,如何基于预测信息实现对冶金系统的动态调优和过程控制,是人工智能深入融入火法冶金生产实践的关键环节。优化控制不仅关注“知道什么”,更致力于“做出最优决策”,其目标是通过构建决策模型、优化算法和反馈机制,协调多目标约束条件下的资源配置与过程调节。

通过对国内外学者在火法冶金工艺参数预测领

域的研究成果进行系统梳理,可以发现人工智能技术在该领域的应用已取得显著成效。例如,万维汉等^[35] 以能耗成本为优化目标建立了镍闪速炉自适应模糊神经网络质量控制模型对镍闪速炉操作参数进行了稳态优化。该方法以能耗成本最小化为优化目标(目标函数涵盖空气、氧气及重油消耗),构建了包含双隐层结构(5-5-5-1)的BP神经网络软测量模型,用于逼近冰镍质量指标与输入参数(如空气量、氧气量、重油量、熔剂量及烟尘量)之间的非线性关系。通过序列无约束极小化技术(SUMT)处理多变量约束优化问题,实现了在保证工艺指标(如冰镍品位40%~50%、温度1150~1250℃、铁硅比1.0~1.3)范围内的稳态优化控制。仿真结果表明,优化后能耗成本从初始值7393.2元/h降至

6 385.5 元/h,单小时节能 1 007.7 元,年化节能效益达 725 万元。汪金良等^[24]分别建立了铜钼品位、铜钼温度和渣中铁硅比神经网络预测模型,网络训练采用遗传算法与神经网络算法相结合的方法,研究了精矿成分、吨矿氧量、富氧浓度及熔剂率对闪速熔炼三大工艺参数的影响。并且基于此研究内容,汪金良等^[24]基于已建立的工艺参数神经网络预测模型,以能耗费用最低为目标,在工艺参数控制范围内,采用遗传算法对操作参数进行仿真优化计算,与实际平均值相比,熔炼能耗费用可降低 4.6%。彭晓波等^[25]基于模式分解理论和弹性离子群遗传算法(GARPSO)开发了铜闪速熔炼过程操作模式优化系统,在获得基本相同的铜钼品位的情况下,以综合考虑风氧量成本为目标,综合成本节约 1.2% ~ 1.5%。桂卫华等^[40]基于大量工业运行数据和炉况评价模型构建优化操作模式,该方法首先依据综合工况评判指标(由铜钼温度、铜钼品位和渣中铁硅比加权计算,阈值 $y < 0.01$)从大量历史数据(2007 年 8 月至 2010 年 7 月,共 204430 组操作模式)中筛选出优良操作模式构建案例库;进而,采用模糊 C 均值聚类(FCM)对案例库进行预处理以提取典型操作模式,降低搜索空间复杂度,从优化操作模式库中寻找与当前工况相匹配的最优操作模式,实现熔炼过程的优化控制。中南大学严兵等^[41]对神经网络模型应用于铜闪速熔炼在线控制过程进行了研究,建立 BP 神经网络在线控制模型,利用实际生产数据对模型进行训练和测试,对熔炼过程操作参数进行计算,以实现闪速熔炼过程精确控制、稳定生产。贵溪冶炼厂^[42]采用机器视觉检测方法结合 AI 智能学习模型,实现闪速炉液面智能检测,如图 8 所示;结合 CFD 仿真模型,形成实时动态的闪速炉熔池三维可视化;同时可依据放铜量、放渣量以及测量的熔体液位数据对变化关系对闪速熔池仿真进行实时修正。云南铜业有限公司^[13]开发了一种基于历史运维大数据挖掘的业务流程再造模型。通过分析铜冶炼工厂的历史运维数据,构建了一个特征数据池;利用长短期记忆网络(LSTM)对训练数据集进行特征提取,实现了对铜冶炼工厂运维数据的精准预测;此外,通过深度卷积神经网络(DCNN)对测试数据集进行隐性知识感知,实现了最优再造策略的自主输出。

与参数预测相比,过程优化更强调系统集成

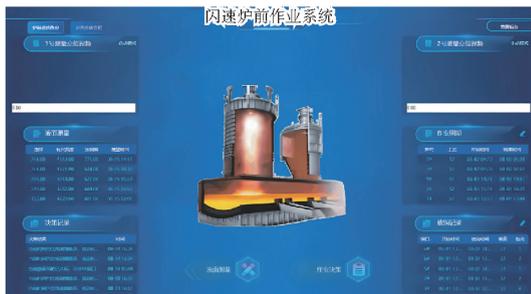


图 8 闪速炉熔池液面智能检测系统^[42]

Fig. 8 Intelligent detection system for molten bath level in flash furnace

与闭环反馈能力,要求人工智能模型能够在不确定性条件下实现多目标权衡、鲁棒控制与动态更新。

2.4 设备健康管理及预测性维护

火法冶金过程中,冶金设备如回转窑、电炉、电解槽等长期处于高温、腐蚀等恶劣的工作环境中,极易出现损坏。人工智能技术通过对设备运行过程中产生的振动、温度、电流等传感器数据进行深度分析,能够提前预测设备可能出现的故障,例如耐火材料侵蚀、电极损耗等问题。

武龙飞等^[43]针对铜熔炼炉喷枪易损坏、寿命预测困难的问题提出了一种基于 IPSO-BP 神经网络的寿命预测模型,以工作环境中容易对喷枪寿命造成影响的因素作为输入,喷枪寿命作为输出,通过实际生产采集的数据做验证,并与 BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络预测模型作对比,结果表明,该工作构建的寿命预测模型预测效果比 BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络的预测更加准确,精度更高,算法通过动态调整惯性权重(如随机权重策略)和学习因子(非线性变化),虽提升了收敛速度(迭代次数减少约 30%),但模型整体训练时间仍较长该预测模型。铜钼是铜火法熔炼中间产物,其杂质砷等的含量严重影响后续炉衬寿命、阴极铜质量及贵金属收得率。Jiang 等^[44]提出了一种结合多阶段学习策略的图融合网络模型,整个模型框架如图 9 所示,其能高效完成镍闪速熔炼炉系统中故障预测任务。该模型采用数据与知识双驱动的方法构建静态图和动态图,并通过比例系数自适应地平衡两种图结构的影响,优于目前现有方法,并有效支持了预测性维护等应用需求。匡以顺^[45]基于炼铜转炉炉表温度场,建立一套基于红外热图像的炼铜转炉炉衬蚀损状况的在线测量系统,运用神经网络的方法来计算炉衬的蚀损

状态;在贵溪冶炼厂生产现场,采用热电偶、红外点温仪、铅杆等工具,对该厂的4台铜钼吹炼卧式转炉分别进行了全寿命期内蚀损炉衬的剩余炉衬厚度与炉衬蚀损部位对应的炉表温度数据检测与收集,共采集了3690余组数据,选择其中具有代表性的两

台转炉共两个炉龄的1286组检测数据为样本,进行网络训练和检测,构建了炉衬蚀损检测的BP神经网络模型;该系统处理单幅图像并输出结果耗时约10~15s,尚未达到真正意义上的“在线”实时监测要求,难以支持高频次、多风管同步检测。

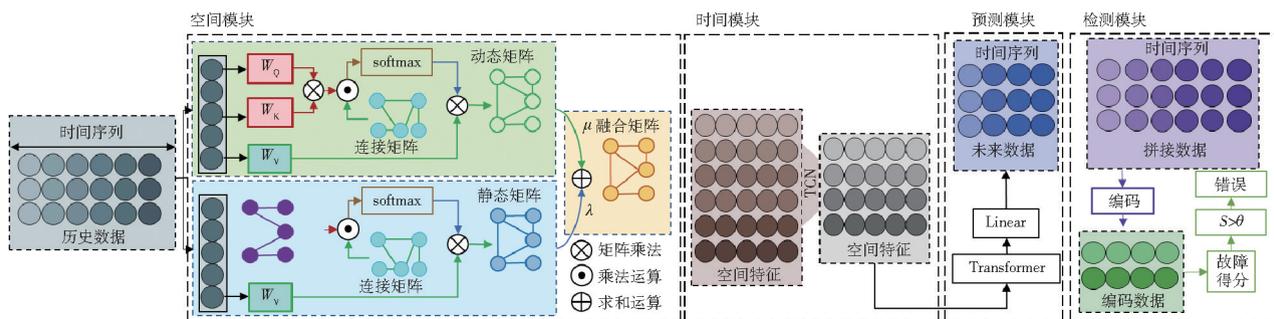


图9 用于镍闪速熔炼炉系统中故障预测任务的图融合网络模型^[44]

Fig. 9 Graph fusion network model for fault prediction in nickel flash smelting furnace system

基于以上模型预测结果,企业可以提前规划维护工作,合理安排维修时间和资源,从而有效避免非计划停机所带来的时间和经济损失。

3 总结及展望

通过对当前研究与工业实践的成果梳理可以看出,在有色金属火法冶金智能化进程中,获取的数据质量与完整性是首要瓶颈。高温、高粉尘等极端工况导致传感器易失效,数据噪声与缺失问题突出,亟需开发鲁棒性更强的边缘计算架构与自适应数据修复算法。同时,现有人工智能模型的泛化能力与可解释性不足,难以适应复杂工况动态变化,且“黑箱”特性削弱了工业端信任,需深度融合物理化学机理模型,如PINN,以提升物理可解释性。此外,火法冶金过程具有强非线性和多尺度耦合特征,复杂反应动力学导致预测与控制存在显著时滞,需强化时空图神经网络等时序建模能力。多目标协同优化需求(如能效、环保、成本)进一步加剧技术复杂性,需探索多任务学习与动态博弈算法以平衡冲突目标。硬件层面,工业现场算力限制与模型部署需求矛盾凸显,轻量化模型和边缘-云协同架构的突破势在必行。

当前人工智能在火法冶金中的应用仍处于探索与演化阶段,未来应聚焦多技术融合与跨学科创新,推动人工智能与数字孪生、物联网及物理化学模型的深度耦合,构建虚实交互的智能优化系统,实现全

流程闭环控制(如熔炼参数自适应调整)。绿色制造方向需重点突破人工智能驱动的碳足迹追踪与硫捕集路径优化,结合强化学习设计低氧燃烧、渣相调控等低碳工艺。跨学科协同上,可融合材料基因组学加速智能耐火材料的研发,并构建冶金-环境-能源多领域知识图谱,支撑全生命周期优化。标准化与平台化是规模化落地的关键,需建立统一数据标准与开放共享平台,开发轻量化人工智能解决方案以降低中小企业技术门槛。安全维度需强化高温高危场景下的自主诊断与容错控制算法,同时提升人工智能模型对抗攻击的防御能力,保障系统稳定运行。从目前的进展及面临的挑战来看,人工智能正推动有色金属火法冶金从“经验主导”向“数据驱动”“模型决策”演进。只有打通“传感→计算→控制→决策”的全链条,并持续打破学科壁垒与系统集成壁垒,才能真正实现智能化冶金生产体系的构建。

[参考文献]

- [1] 中华人民共和国自然资源部.《中国矿产资源报告(2024)》发布[R].地质出版社,2024.
Ministry of Natural Resources, PRC. China Mineral Resources 2024 [R]. Geological Publishing House, 2024.
- [2] 邱竹贤.有色金属冶金学[M].有色金属冶金学,1988.
QIU Zhuxian. Nonferrous metals metallurgy [M]. Metallurgical Industry Press, 1988.
- [3] 陈新民.火法冶金过程物理化学[M].火法冶金过程物理化学,1994.
CHEN Xinmin. Pyrometallurgical process physical chemistry [M].

Beijing: Metallurgical Industry Press, 1994.

- [4] 徐伟,何坤,谷琳. 人工智能技术在有色金属冶炼能源管理中的应用研究[J]. 绿色矿冶, 2024, 40(1): 78-82.
XU Wei, HE Kun, GU Lin. Research on the application of artificial intelligence technology in energy management of nonferrous metal smelting[J]. Sustainable Mining and Metallurgy, 2024, 40(1): 78-82.
- [5] 陈谦, 李韧. 铜火法冶金典型工艺单位产品排气量的比较分析[J]. 有色金属: 冶炼部分, 2013(5): 57-60.
CHEN Qian, LI Ren. Comparative analysis of exhaust rate of unit production of typical copper pyrometallurgy[J]. Nonferrous Metals (Extractive Metallurgy), 2013(5): 57-60.
- [6] ARIAS L, BALLADARES E, PARRA R, et al. Sensors and process control in copper smelters: a review of current systems and some opportunities[J]. Minerals, 2020, 11(1): 1.
- [7] OJEDA Sarmiento J M. Contribution to the study and design of advanced controllers: application to smelting furnaces [J]. Tesi doctoral, UPC, Departament d'Enginyeria de Sistemes, Automàtica i Informàtica Industrial, 2013. DOI: 10.5821/dissertation-2117-95238.
- [8] LIVNEH B, PAN X. Intelligent control system for ferroalloy plant using expert system and neural networks[C]. 8th International Ferroalloys Congress, 1998; 353-363.
- [9] ZHANG L, JAHANSHAHI S, SUN S, et al. Development and applications of models for pyrometallurgical processes [C]. Materials Forum, 2001: 136-153.
- [10] LAPUTKA M, XIE W. A review of recent advances in pyrometallurgical process measurement and modeling, and their applications to process improvement[J]. Mining, Metallurgy & Exploration, 2021, 38(2): 1135-1165.
- [11] GUI W H, WANG L Y, YANG C H, et al. Intelligent prediction model of matte grade in copper flash smelting process [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2007, 17(5): 1075-1081.
- [12] QI He M, YU G, YANG C, et al. Dynamic soft sensor modeling of matte grade in copper oxygen-rich side blow bath smelting process[J]. Measurement, 2023, 223: 113792.
- [13] 姚培福, 王建国, 谭正洲. 基于铜冶炼工厂历史运维大数据挖掘的业务流程再造模型研究[J]. 电子设计工程, 2022, 30(10): 36-40, 45.
YAO Peifu, WANG Jianguo, TAN Zhengzhou. Research on business process reengineering model based on big data mining of historical operation and maintenance in copper smelting plant [J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(10): 36-40, 45.
- [14] MANOJLOVIĆ V, KAMBEROVIĆ Ž, KORAC M, et al. Machine learning analysis of electric arc furnace process for the evaluation of energy efficiency parameters [J]. Applied Energy, 2022, 307: 118209.
- [15] 阳春华, 孙备, 李勇刚, 等. 复杂生产流程协同优化与智能控制[J]. 自动化学报, 2023, 49(3): 528-539.
YANG Chunhua, SUN Bei, LI Yonggang, et al. Cooperative optimization and intelligent control of complex production processes [J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(3): 528-539.
- [16] 阳春华, 刘一顺, 黄科科, 等. 有色金属工业智能模型库构建方法及应用[J]. 中国工程科学, 2022, 24(4): 188-201.
YANG Chunhua, LIU Yishun, HUANG Keke, et al. Intelligent model library for nonferrous metal industry: construction method and application [J]. Strategic Study of CAE, 2022, 24(4): 188-201.
- [17] GUDMUNDSSON S H, MATTHIASSEN J, BJÖRNSSON B M, et al. Quantitative in-situ analysis of impurity elements in primary aluminum processing using laser-induced breakdown spectroscopy [J]. Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, 2019, 158: 105646.
- [18] GUDMUNDSSON S H, MATTHIASSEN J, LEOSON K. Accurate real-time elemental (LIBS) analysis of molten aluminum and aluminum alloys [J]. Light Metals 2020, 2020: 860-864.
- [19] BARNEZE A S, PETERSEN S O, ERIKSEN J, et al. Belowground links between root properties of grassland species and N2O concentration across the topsoil profile [J]. Soil Biology and Biochemistry, 2024, 196: 109498.
- [20] 谢永芳, 夏巨龙, 刘建华, 等. 基于 DLSSVM 的铜闪速熔炼过程工艺参数预测 [J]. 中国科技论文, 2012, 7(1): 52-57.
XIE Yongfang, XIA Julong, LIU Jianhua, et al. Craft parameters prediction in the process of copper flash smelting based on DLSSVM [J]. China Sciencepaper, 2012, 7(1): 52-57.
- [21] BERNICKY A, DAVIS B, BARNES J, et al. Spectroscopic characterisation of feedstock for copper smelters by machine-learning [J]. Canadian Metallurgical Quarterly, 2024, 63(2): 576-585.
- [22] WANG G, YANG Y, ZHOU S, et al. Data analysis and prediction model for copper matte smelting process [J]. Metallurgical and Materials Transactions B, 2024, 55(4): 2552-2567.
- [23] 姚俊峰, 江金宏, 梅桢, 等. 小波神经网络在炼铜转炉炉渣重量和成分预报中的应用 [J]. 有色金属, 2001(2): 42-44.
YAO Junfeng, JIANG Jinhong, MEI Chi, et al. Application of wavelet neural network in forecasting slag weight and components of copper-smelting converter [J]. Nonferrous Metals, 2001(2): 42-44.
- [24] 曾青云, 汪金良, 张传福. 基于自适应模糊神经网络的铜闪速熔炼渣含 Fe/SiO₂ 模型研究 [J]. 有色金属科学与工程, 2011, 2(1): 5-8.
ZENG Qingyun, WANG Jinliang, ZHANG Chuanfu. Research of the Fe/SiO₂ in slag model of copper flash smelting process based on ANFIS [J]. Nonferrous Metals Science and Engineering,

- 2011, 2(1): 5-8.
- [25] 古志远, 吕东瀚, 李向丽, 等. 基于知识与数据相结合的高炉炉温融合预测[J]. 中国测试, 2024, 50(3): 19-28.
GU Zhiyuan, LÜ Donghao, LI Xiangli, et al. Fusion prediction of blast furnace temperature based on combination of knowledge and data[J]. China Measurement & Test, 2024, 50(3): 19-28.
- [26] 谢锴, 米沙, 严兵, 等. 铜闪速熔炼过程操作参数预测模型及应用[J]. 有色金属(冶炼部分), 2015(5): 5-9, 46.
XIE Kai, MI Sha, YAN Bing, et al. Prediction model of operating parameters of copper flash smelting[J]. Nonferrous Metals (Extractive Metallurgy), 2015(5): 5-9, 46.
- [27] YU S, WANG J, PENG X. Prediction model of craft parameters based on neural network during the process of copper flash smelting[J]. J. Cent. South Univ. (Sci. Technol.), 2007, 38: 523-527.
- [28] ZHAO L, ZHU D, LIU D, et al. Prediction and optimization of matte grade in isa furnace based on ga-bp neural network[J]. Applied Sciences, 2023, 13(7): 4246.
- [29] DENG P, LI Y G, LI J X. Prediction of matte grade in copper flash smelting process based on lstm and mechanism model[C]//2022 41st Chinese Control Conference (CCC), 2022: 2613-2620.
- [30] LI X, YANG C, ZHANG X, et al. Prediction of matte grade in the oxygen-rich top blown smelting based on WD-SSA-SVM algorithm[C]//2023 IEEE 12th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS), 2023: 1659-1663.
- [31] PENG X B, GUI W H, LI Y G, et al. Copper flash smelting parameter soft sensor based on dynamic TS recurrent fuzzy neural network[J]. Chin. J. Sci. Instrum, 2008, 29: 2029-2033.
- [32] SETYOWATI V A, ABDUL F. Machine learning approach for revealing the nickel grade and recovery optimization in reduction process of laterite ores[J]. Case Studies in Chemical and Environmental Engineering, 2025, 11: 101068.
- [33] 吴财梅, 崔雅茹, 杨建军, 等. 基于机器学习预测富氧底吹造钼熔炼工艺参数调控对铜钼中钼含量的影响[J]. 中国有色金属学报, 2025, 35(7): 2470-2481.
WU Caimei, CUI Yaru, YANG Jianjun, et al. Influence prediction of process parameter modulation on as content in oxygen-enriched bottom-blown matte smelting based on machine learning[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2025, 35(7): 2470-2481.
- [34] WANG Y, WEN Z, LI H. Simulation of flows of hazardous elements in copper smelting process based on Bayesian network[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 380: 135137.
- [35] 万维汉, 万百五, 杨金义. 闪速炉的神经网络冰镍质量模型与稳态优化控制研究[J]. 自动化学报, 1999(6): 800-803.
WAN Weihang, WAN Baiwu, YANG Jinyi. Study of neural network quality models and steady-state optimizing control for nickel flash smelting furnace[J]. Acta Automatica Sinica, 1999(6): 800-803.
- [36] 汪金良, 卢宏, 曾青云. GA-BP算法及其在冰铜品位神经网络模型中的应用[J]. 江西有色金属, 2003(3): 39-42.
WANG Jinliang, LU Hong, ZENG Qingyun. Application of GA-BP to the matte grade model based on neural network[J]. Jiangxi Nonferrous Metals, 2003(3): 39-42.
- [37] 汪金良, 卢宏, 汪仁良, 等. 铜闪速熔炼影响规律的神经网络分析[J]. 有色金属(冶炼部分), 2008(2): 2-5.
WANG Jinliang, LU Hong, WANG Renliang, et al. Analysis of the effect factors of copper flash smelting based on neural network[J]. Nonferrous Metals (Extractive Metallurgy), 2008(2): 2-5.
- [38] 彭晓波, 桂卫华, 李勇刚, 等. 基于动态 T-S 递归模糊神经网络的闪速熔炼过程参数软测量[J]. 仪器仪表学报, 2008(10): 2029-2033.
PENG Xiaobo, GUI Weihua, LI Yonggang, et al. Copper flash smelting parameter soft sensor based on dynamic T-S recurrent fuzzy neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008(10): 2029-2033.
- [39] 彭晓波. 铜闪速熔炼过程智能优化方法及应用[D]. 中南大学, 2008.
PENG Xiaobo. The intelligent optimization method and its application in copper flash smelting process[D]. Central South University, 2008.
- [40] 桂卫华, 刘建华, 谢永芳. 铜闪速熔炼过程操作模式快速匹配策略[J]. 控制与决策, 2013, 28(1): 120-124, 130.
GUI Weihua, LIU Jianhua, XIE Yongfang. Operational pattern fast matching strategy for copper flash smelting process[J]. Control and Decision, 2013, 28(1): 120-124, 130.
- [41] 严兵. 铜闪速熔炼在线控制模型分析与研究[D]. 中南大学, 2014.
YAN Bing. Analysis and research of on-line control model for copper flash smelting process[D]. Central South University, 2014.
- [42] 徐忆明, 陈俊. 铜火法冶炼智能化建设应用探索[J]. 有色金属(冶炼部分), 2025(3): 57-62.
XU Yiming, CHEN Jun. Exploration on intelligent construction and application of copper pyrometallurgy[J]. Nonferrous Metals (Extractive Metallurgy), 2025(3): 57-62.
- [43] 武龙飞, 张晓龙, 胡建杭, 等. 基于 IP SO-BP 神经网络的富氧底吹铜熔炼炉喷枪寿命预测模型[J]. 有色金属(冶炼部分), 2023(12): 18-23.
WU Longfei, ZHANG Xiaolong, HU Jianhang, et al. Life prediction model of spray gun in oxygen-enriched bottom blown copper smelting furnace based on IP SO-BP neural network[J]. Nonferrous Metals (Extractive Metallurgy), 2023(12): 18-23.
- [44] JIANG D, LIN J. Fault prediction method for a nickel flash smelting furnace system based on graph fusion and multi-stage

learning [J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(5): 055108.

[45] 匡以顺. 基于红外热图像信息的铜转炉炉衬蚀损状态在线测量系统研究[D]. 江西理工大学, 2007.

KUANG Yishun. Study of on-line measure system of matte smelting converter lining corrosion based on infrared thermography information[D]. Jiangxi University of Science and Technology, 2007.

Review on the application of artificial intelligence in nonferrous metal pyrometallurgy

JIN Xin, CHEN Xuegang

(China ENFI Engineering Corporation, Beijing 100038, China)

Abstract: Pyrometallurgy of non-ferrous metals is the core technology for the industrial extraction of base metals such as copper, lead, zinc and nickel in China. However, its high-temperature, multiphase, and strongly coupled reaction characteristics lead to long-standing issues such as low energy efficiency, high pollutant emissions, and insufficient process control accuracy. As artificial intelligence (AI) technologies continue to penetrate the metallurgical industry, they demonstrate systematic value in improving efficiency, reducing costs, and enhancing safety and environmental performance. This review, from a full-process perspective of “data acquisition–parameter prediction–process optimization–equipment maintenance,” comprehensively explores the implementation of key technologies, including multimodal sensor network construction, critical parameter prediction in high-temperature multiphase systems, multi-objective dynamic optimization control, and intelligent fault diagnosis. Studies show that AI-based methods significantly enhance process energy efficiency and environmental performance by improving the accuracy of online parameter monitoring, strengthening multivariable coordinated control, and enabling full-lifecycle management of critical equipment. Nonetheless, challenges remain, such as fluctuating data quality under extreme thermal conditions, limited model generalization in complex scenarios, and insufficient understanding of multi-scale spatiotemporal coupling mechanisms. Future research should focus on developing physics-informed modeling approaches, cross-scale dynamic optimization algorithms, and industrial-grade intelligent decision systems. Through the deep integration of metallurgical thermodynamics, process systems engineering, and information science, a smart pyrometallurgical technology framework aligned with green and low-carbon goals can be established.

Key words: pyrometallurgy; multiphase complex systems; data acquisition; parameter prediction; process optimization; equipment operation and maintenance; intelligent smelting