doi：10. 12068/j. issn. 1005－3026. 2026. 20250129

人工智能在连铸质量控制中的研究进展

宁新禹[1,2]，李海军[1]，何杨开[3]，王国栋[1]

（1. 东北大学 数字钢铁全国重点实验室，辽宁 沈阳 110819；
2. 东北大学 计算机科学与工程学院，辽宁 沈阳 110169；3. 广西钢铁集团有限公司 炼钢厂，广西 防城港 538002）

摘 要：连铸在钢铁生产流程中处于中间环节，既是炼钢工序的终点，又为后续轧制过程提供必要的条件与支撑，发挥着承上启下的作用. 各工艺参数与铸坯质量之间存在复杂的非线性关系，传统建模与分析方法难以满足高质量生产的需求. 近年来，人工智能技术在连铸的质量预测、异常识别、生产监测、工艺优化及质量检测等环节得到广泛应用，有效提升了生产效率和铸坯质量. 本文总结了人工智能在连铸领域的应用，并从面向人工智能的工业系统与生成式人工智能技术的角度，展望了其在连铸领域的发展前景，为新一代信息技术在钢铁领域的研究与应用提供参考.

关 键 词：连铸；人工智能；机器学习；质量预测；工艺优化；计算机视觉

中图分类号：TP 399 **文献标志码**：A **文章编号**：1005-3026(2026)06-0001-15

Research Progress of Artificial Intelligence in Continuous Casting Quality Control

NING Xin-yu[1,2], *LI Hai-jun*[1], *HE Yang-kai*[3], *WANG Guo-dong*[1]

(1. State Key Laboratory of Digital Steel, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 3. Steelmaking Plant, Guangxi Iron and Steel Group Co., Ltd., Fangchenggang 538002, China. Corresponding author: LI Hai-jun, E-mail: lihj@ral.neu.edu.cn)

Abstract: Continuous casting occupies an intermediate position in the steel production process. It serves as the final stage of steelmaking and provides necessary conditions and support for the subsequent rolling process, playing a connecting role. A complex nonlinear relationship exists between process parameters and the quality of cast products, which makes it difficult for traditional modeling and analysis methods to meet the demand of high-quality production. In recent years, artificial intelligence technologies have been widely applied in continuous casting, including quality prediction, anomaly identification, production monitoring, process optimization, and quality inspection, by which production efficiency and the quality of cast products are effectively improved. The applications of artificial intelligence in the continuous casting field were summarized in this paper, and its development prospects in the continuous casting field were forecasted from the perspectives of artificial intelligence-oriented industrial systems and generative artificial intelligence technologies, providing a reference for the research and application of new-generation information technologies in the steel field.

Key words: continuous casting; artificial intelligence; machine learning; quality prediction; process optimization; computer vision

钢铁工业是规模庞大且工艺复杂的现代流程工业，具有生产流程长、自动化程度高和质量要求严苛的特点[1]. 连铸在整个钢铁生产中起到承上启下的作用，对钢铁生产的质量和效率都有着至关重要的影响. 连铸过程中，高温钢液在结晶器内凝固形成初生坯壳，随后进入二冷区进一

收稿日期：2025-10-31

作者简介：宁新禹（1996—），男，辽宁营口人，东北大学博士研究生；王国栋（1942—），男，辽宁大连人，东北大学教授，博士生导师，中国工程院院士.

通信作者：李海军，E-mail：lihj@ral.neu.edu.cn.

步冷却,从而实现铸坯的连续生产.相较于模铸,连铸具有成材率高、成本低等优势.经过近三十年的发展,中国的连铸比已由20世纪90年代的25.07%提升至99%以上[2].

铸坯质量缺陷主要包括表面和内部缺陷,如表面裂纹、中心裂纹和中心偏析等,这些缺陷通常源于生产工艺参数与钢种特性的不匹配[3].传统方法通过数值模拟和小规模实验以分析生产工艺对产品质量的影响,并针对特定钢种构建数学模型以确立临界工艺条件[4].然而,连铸过程工艺参数众多,且参数之间存在复杂的非线性关系,加之高温钢液与铸坯的物化性质难以直接测量,传统分析与建模方法面临严峻挑战.同时,数值模拟的简化假设也限制了模型准确性.此外,随着市场需求变化,钢铁生产正由大规模批量向多品种小批量转型,进一步凸显了传统连铸质量控制方法的局限性.

连铸过程具有典型的"黑箱"特征,其凝固状态与组织性能难以直接观测;加之铸坯处于高温状态,难以实施在线质量检测,导致质量信息严重滞后.由此产生的过程"不确定性",已成为制约连铸生产效率与质量的关键因素.此外,现有铸坯质量检测主要依赖人工操作,易受经验与主观判断制约,不仅难以保障结果的一致性,更无法客观表征铸坯的真实质量状况,从而进一步加剧了连铸过程中的"不确定性".因此,钢材质量检测亟须智能化与精准化[5-6].

近年来,深度学习等新一代人工智能技术发展迅速,不仅在计算机视觉和自然语言处理领域取得突破[7-9],也在生物学[10]、数学[11]等跨学科应用中取得显著进展.此类数据驱动建模方法能够从数据中提取知识,并有效处理高维非线性问题,为解决钢铁生产各环节中的"不确定性"提供了新途径[12-15].本文通过综述近年来连铸领域人工智能技术的研究与应用,系统分析了其在质量预测、过程监控、工艺优化及质量检测中的作用,为进一步推动相关技术的应用与发展提供参考.

1 连铸质量预测与异常识别

铸坯裂纹、偏析等质量缺陷是连铸生产长期面临的挑战,近年来逐渐兴起的热装热送、连铸连轧等新工艺也对铸坯质量提出了更高要求.此外,连铸拉速的不断提升也为连铸生产的安全性与稳定性带来了更严苛的挑战.因此,实时监控生产状态、精准预测典型缺陷并动态调整工艺参数,已成为保障产品质量和满足高效稳定生产需求的必然选择.

1.1 基于专家系统的铸坯质量判定

对生产过程进行实时监控与质量预测,是人工智能技术在连铸领域的重点应用方向.作为早期人工智能的重要分支,专家系统通过将专家知识、操作经验及机理模型转化为计算机可执行的规则库与推理机制,构建了一种决策过程透明、可解释,且每一步均有明确知识支撑的智能系统.自20世纪末起,基于专家系统构建的连铸坯质量判定系统在连铸技术的发展中发挥了重要作用.这一时期,该领域主要由国外钢铁企业所主导,开发了多种较为完善的质量判定系统,如奥钢联公司的计算机辅助质量控制(computer assistant quality control,CAQC)系统和德马克公司的质量评估专家系统(XQE)[16].CAQC系统通过对比实际工艺参数与冶金准则,评估连铸坯质量并提供处理建议.XQE系统则开始引入神经网络等智能算法,具备了一定的自学习能力.此外,由英国钢铁公司开发的结晶器热监控(mold thermal monitoring,MTM)系统,通过分析结晶器铜板热电偶的温度场,实现了对漏钢事故和部分表面缺陷的预报[17].这些系统在国外取得了显著成效,并被引入国内多家钢厂.然而,由于系统封闭、维护成本高以及对国内钢种、规格支持不足等问题,这些专家系统在国内的实际应用效果有限[18].

近年来,随着国内钢铁工业的迅猛发展,中国科研机构和企业开始了国产化自主研发的探索与实践.中冶连铸公司研发的铸坯质量判定系统(quality estimation system,QES)于2009年在莱芜钢铁集团有限公司成功上线,实现了国内同类系统在工业应用上的突破,该系统将质量相关的工艺参数与冶金知识库的标准值比对,以判定铸坯质量等级[18].钢铁研究总院开发的智能化铸坯质量在线判定系统,采用"铸坯切片"精细建模,并结合云平台与移动终端,实现远程专家支持,为智能化升级奠定基础[19].中冶赛迪公司研发的基于规则的铸坯质量在线预测系统通过全界面化的规则编辑器,实现了专家经验的快速程序化转换,在某钢厂的实际应用中,达到了90.2%的预测准确率[20].

尽管在实践中取得了成功,但专家系统仍存在固有局限:系统性能高度依赖于初始知识库的

完整性与准确性,难以应对知识库未覆盖的复杂工况[21];且因依赖人工构建规则,无法从持续积累的生产数据中自演进、自优化.

1.2　基于数据驱动的连铸质量预测

随着数据采集与计算能力的进步,数据驱动方法在连铸过程决策中逐渐受到关注.与传统方法相比,此类方法通过挖掘历史数据中的复杂模式,为质量预测和过程监控提供了更高的精度与适应性[22].

连铸坯的质量缺陷主要包括内部缺陷(如中心偏析、内部裂纹)和表面缺陷(如表面裂纹、夹渣).针对连铸坯中心偏析的预测问题,Nieto等[23]提出以连续性因子(continuity factor)和平均宽度(average width)作为偏析严重程度的指标,并基于多元自适应回归样条(multivariate adaptive regression splines,MARS)方法构建了预测模型.该模型量化了关键物理化学参数的影响,对连续性因子和平均宽度的预测决定系数(R^2)分别达到0.93和0.95.随后,进一步提出了一种支持向量机(support vector machines,SVM)与粒子群优化(particle swarm optimization,PSO)的混合算法,通过优化核函数参数进一步提升回归精度,其对连续性因子和平均宽度的预测 R^2 分别提升至0.98和0.97[24].此外,Zou等[25]提出使用碳偏析指数(carbon segregation index)作为中心碳偏析的量化指标,并建立了基于正则化极限学习机的预测模型,该模型误差限在±0.03和±0.025内分别实现了94%和89%的预测准确率.除中心偏析外,内部裂纹也是连铸生产中亟须关注的关键质量缺陷.Zou等[26]基于主成分分析与深度神经网络(deep neural network,DNN)建立了用于预测连铸坯内部裂纹的模型,通过降维处理提升了模型的稳定性,并达到了92.2%的预测准确率,为连铸生产提供了参考.

在铸坯表面质量缺陷的预测方面,Takalo-Mattila等[27]提出了一种基于梯度提升树的钢材质量预测系统,并结合SHapley Additive exPlanations(SHAP)方法揭示关键工艺参数对缺陷形成的影响,该模型仅将约10%的钢坯产品标记为潜在缺陷风险,即可识别出超过50%的实际缺陷产品.针对连铸中的夹渣问题,如图1所示,Ji等[28]利用优化的XGBoost模型开展了缺陷预测与特征分析,取得了良好的预测效果(AUC(area under curve)为0.811、准确率为75.6%);在特征分析中,识别出振荡频率、内弧弧度、拉速、板坯宽度及结晶器保护渣等关键影响因素,并利用SHAP方法进一步揭示了其作用机制.徐李军等[29]针对连铸坯表面夹渣缺陷,基于全流程数据匹配与机器学习,开发并应用了一套质量分析与监控系统,实现了99.95%的准确率、0.02%的误报率和35.41%的漏报率.针对连铸坯常见的表面裂纹缺陷,Varfolomeev等[30]采用随机森林模型建立了板坯纵裂、横裂及边裂的概率预测模型,并对300余项相关工艺参数的重要性进行了系统分析;模型在测试集上分别取得了0.864(纵裂)、0.852(横裂)和0.775(边裂)的AUC值,显示出良好的分类性能与缺陷区分能力.Hore等[31]基于人工神经网络构建了连铸过程缺陷预测模型,系统分析了化学成分、过热度及浇铸速度等因素对结晶器保护渣消耗、冶金长度等关键指标的影响,并评估了其对裂纹缺陷发生概率的影响.Liu等[32]采用贝叶斯优化的XGBoost模型预测连铸板坯纵向裂纹,准确率达到96.73%,并结合基尼系数与SHAP分析识别出石灰石、电石和结晶器保护渣等关键特征,进一步确定了这些参数的有效控制范围.

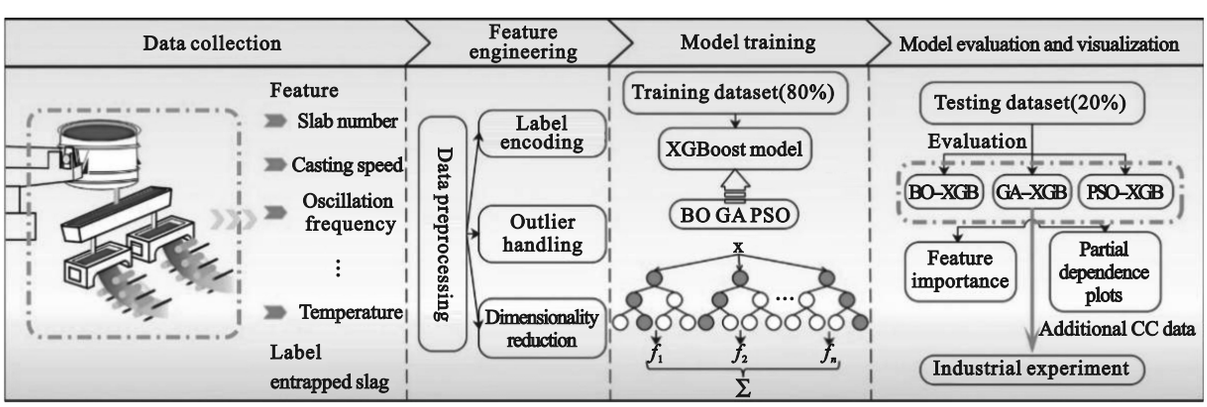


图1　XGBoost模型建立流程图[28]

Fig. 1　Flowchart of XGBoost model establishment[28]

除了对连铸工艺参数与铸坯缺陷的关系进行建模研究外,近年来的工作还开始关注连铸-轧制全流程的关键指标预测.Li等[33]基于连铸、冷却和热轧工艺数据,构建了一个端到端的集成学习预测系统,并在工业数据测试中达到了0.550的R^2和2.86%的误差百分比,实现了对钢材最终力学性能的有效预测.Boto等[34]针对微合金钢的生产优化开展了数据驱动建模研究,结合特征选择与集成回归方法,分别构建了精炼、连铸与热轧过程的关键性能指标预测模型,以实现对最终产品表面及次表面缺陷的有效控制.

铸坯质量预测面临显著的数据不平衡挑战,表现为合格样本占据主导,而缺陷样本极度匮乏[35].这种数据不均衡会导致机器学习模型在训练过程中更倾向于预测"合格"类别,从而降低对缺陷样本的识别能力,影响预测系统的准确性和可靠性.Mehdiyev等[36]提出了一种基于深度学习的框架,用于从连铸机的传感器数据中提取时间序列特征并预测板坯的表面质量,同时通过引入代价敏感型学习方法来应对数据不平衡问题,显著提升了模型对表面裂纹等缺陷的预测能力.Ye等[37]提出了基于多工艺参数的加权随机森林模型,通过对决策树结果加权来提升模型对缺陷样本的识别能力,并在实际生产数据中验证了其有效性.Ning等[38]提出了一种结合对比学习预训练任务与双流神经网络结构的方法,其对少数类缺陷样本的识别能力显著增强,召回率较传统机器学习方法提升至少45.5%;同时,结合可解释性分析显著提升了模型的可信度与透明度.

基于机器学习与深度学习的连铸质量预测,在铸坯缺陷的预测中表现出较高的精度,并有效揭示了关键工艺参数的影响规律.然而,数据不平衡、样本稀缺以及模型泛化能力不足仍是制约其工程化应用的主要瓶颈.

1.3 异常事件预测与识别

在连铸生产过程中,除需对连铸坯的质量缺陷进行精确预测外,还必须对生产过程进行实时监测,以确保运行的安全性与稳定性.特别是在结晶器区域,异常事件(如漏钢、水口堵塞等)若不能被及时识别,将直接导致生产中断甚至设备损坏.

漏钢是连铸中最严重的生产事故之一,在各类漏钢事故中,黏结漏钢发生频率最高,其占比可达70%~80%[39].早期研究主要基于热电偶温度数据或摩擦信号构建模型,旨在捕捉典型的漏钢信号模式.Wang等[40]提出利用结晶器摩擦力作为关键监测参数,并结合人工神经网络模型进行分析,在漏钢等异常事件发生前给出预警.赵琦等[41]提出了一种改进的神经网络漏钢预报模型,提升了模型在复杂温度模式下的自适应性和分类精度,对两类典型黏结漏钢温度模式的预报准确率分别达到95.6%和97.8%.张本国等[42]构建了改进的BP神经网络,并将其应用于连铸过程中的漏钢预报系统,在某钢厂实际数据测试中实现了96.15%的预报准确率和100%的正确报出率,验证了该方法的有效性.Tirian等[43]提出了一种基于神经网络的坯壳裂纹检测模型,如图2所示,通过结合单点温度变化与空间分布特征,实现对结晶器内漏钢相关裂纹的实时识别,有效降低了漏钢的误报率,并将其集成到铸机自适应控制系统中,显著提升了连铸过程的智能化与稳定性.He等[44]提出了一种神经网络与逻辑规则相结合的混合模型,利用神经网络识别单点温度时序波形,再结合黏结扩展的物理机理构建空间逻辑判断,从而实现高检测率与低误报,在现场测试中实现了100%的漏钢检出率和0.136 5%次/炉的误报频率.王荣荣等[45]通过剖析黏结裂口的扩展方式和黏结漏钢的形成机理,提出了一种GA-BP神经网络的黏结漏钢预报模型,该模型在测试样本上实现了100%的正确报出率和97.56%的预报准确率.漏钢事故属于典型的低频事件,相关样本极为稀缺,这使得在小样本条件下构建高精度模型成为一大挑战.针对这一问题,王葛等[46]将SVM应用于黏结漏钢识别任务,充分利用SVM在小样本学习中的优势,并结合遗传算法(genetic algorithm,GA)对模型参数进行优化,显著提升了模型的预报性能,得到了98.33%的预报准确率和100%的正确报出率.方一鸣等[47-48]提出结合主动学习与模拟退火算法改进GA-SVM模型,分别取得了100%的漏钢报出率和98.8%的预报准确率.文献[49-50]结合动态时间规整与聚类算法,构建了无需人工调参的机器学习预报方法,通过捕捉结晶器铜板温度的时空特征,显著降低了误报率;此外,还提出了一种结合特征降维与K-means聚类的漏钢预测方法,通过提取表征温度变化趋势的典型特征向量实现在线预警,在保持100%真实漏钢报警率的同时将误报数从555次降至217次[51].

除了热电偶测温,光纤和超声波等新型传感技术也被应用于结晶器[52-53].在此基础上,得益于

传感与成像技术的整体进步,视觉特征正逐步被引入漏钢预测.Liu 等[54]提出基于结晶器温度速率热图的计算机视觉方法,提取温升速率、几何形态和传播速度等特征,构建神经网络预测模型,实现了 83.3% 的准确率和仅 0.05% 的误报率.Faizullin 等[55]利用光纤传感器采集结晶器温度热图,并基于卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)构建黏结检测系统,在不漏检的前提下将误报率降低了 47%,有效减少了停机和产量损失.Wang 等[56]则通过结晶器铜板温度场的可视化提取几何与运动特征,并结合生成对抗网络,实现对真实与虚假信号的精准区分,准确率达 93%.Wang 等[39,57-58]将热电偶采集的一维时序温度信号重构为二维热像图,如图 3 所示,从而把复杂的工业过程监控问题转化为图像识别问题,并分别基于 CNN 和机器学习模型实现了对漏钢前兆特征的高精度识别.保护渣对钢液在初始凝固阶段的凝固行为具有关键影响,其分布不均或性能不佳,会导致非规则或不均匀的初始凝固,进而引发表面质量缺陷和黏结报警[59-60].Scarabelli 等[61]利用超声波传感器实时监测结晶器保护渣厚度,并通过智能调控自动喂料量,使铸坯表面缺陷减少 75%,成品因夹渣相关裂纹导致的废品率降低 50%.

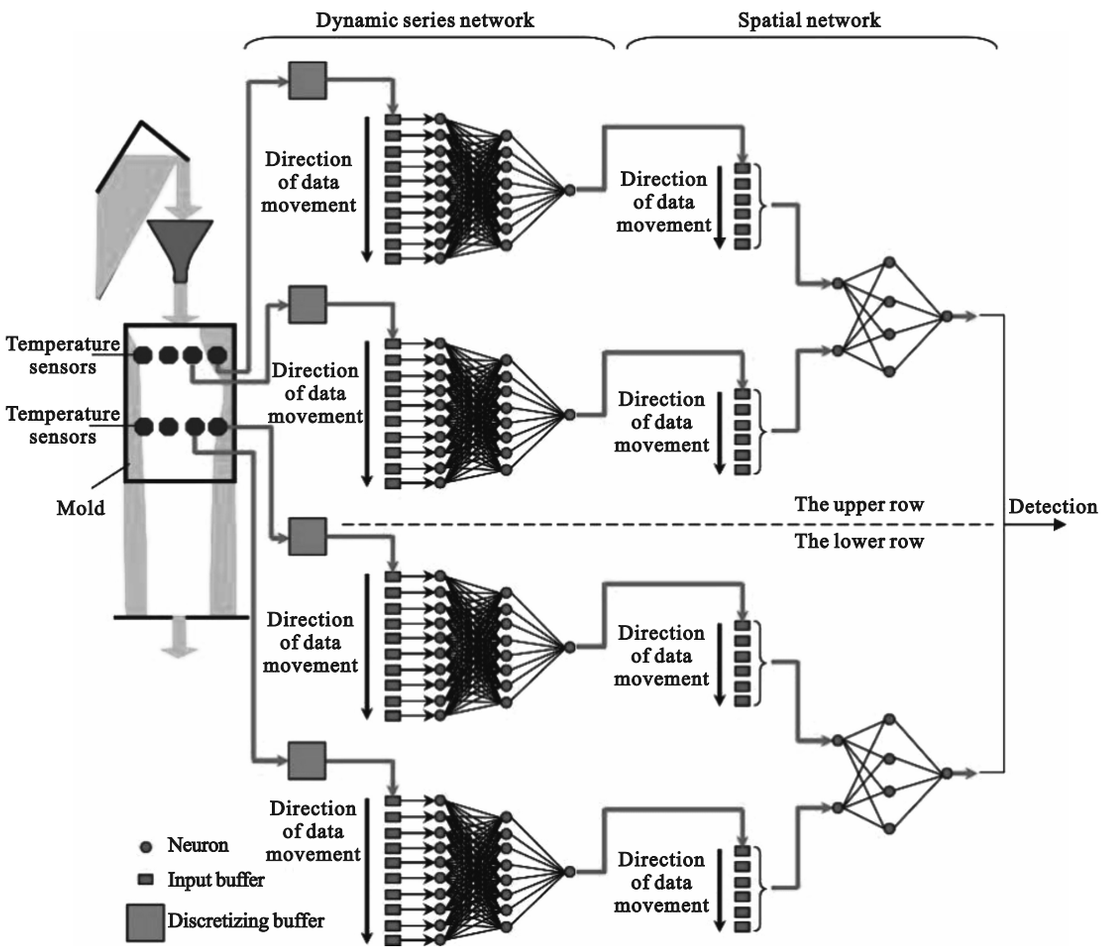


图 2　连铸坯壳裂纹检测神经网络架构[43]

Fig. 2　Neural network architecture for continuous casting shell crack detection[43]

除漏钢预测之外,机器学习算法也被应用于其他异常监控场景.针对连铸水口堵塞问题,Vannucci 等[62]提出一种融合自组织映射与模糊逻辑的新型二元分类方法,能够在高噪声背景下保证对堵塞事件的高检出率.Wang 等[63]通过构建基于长短期记忆(long short-term memory,LSTM)网络的时间序列模型,综合分析钢水化学成分与实际工况,定量化预测堵塞指数,为不同钢种的生产过程提供了可量化的监控手段.Diniz 等[64]提出基于 DNN 的堵塞检测方法,通过引入时空分析模型,实现了接近 99% 的召回率和 98% 的精确率,在高度不平衡的工业数据中显著降低了误报率与漏报率.Kuthe 等[65]将钢水化学成分与历史水口状态相结合,基于 LSTM 网络模型和自适应

神经模糊推理系统,实现了浇铸前20~25 min的可铸造性预测,使操作人员能够提前采取预防措施,减少非计划停机.连铸结晶器的液面波动行为直接决定了铸坯的最终质量与生产的稳定性,对液面波动的监测与预测也是人工智能应用的重要方向.为解决薄板坯连铸中大规模结晶器液面波动问题,Roy等[66]通过数据挖掘方法系统识别出关键诱因,为液面波动的精准预测与防控提供了理论依据.文献[67-69]开展了一系列研究,通过深入分析结晶器液面波动信号的内在结构和特性,提升了波动行为的预测精度与模型稳定性.He等[70]指出结晶器液面波动是由众多连铸生产工艺参数共同驱动的综合结果,并构建了基于GA-CNN的预测模型,不仅实现了对液面波动的精确预测(R^2高达0.98),还利用SHAP定量地揭示了不同工艺参数对液面波动幅值的影响程度.

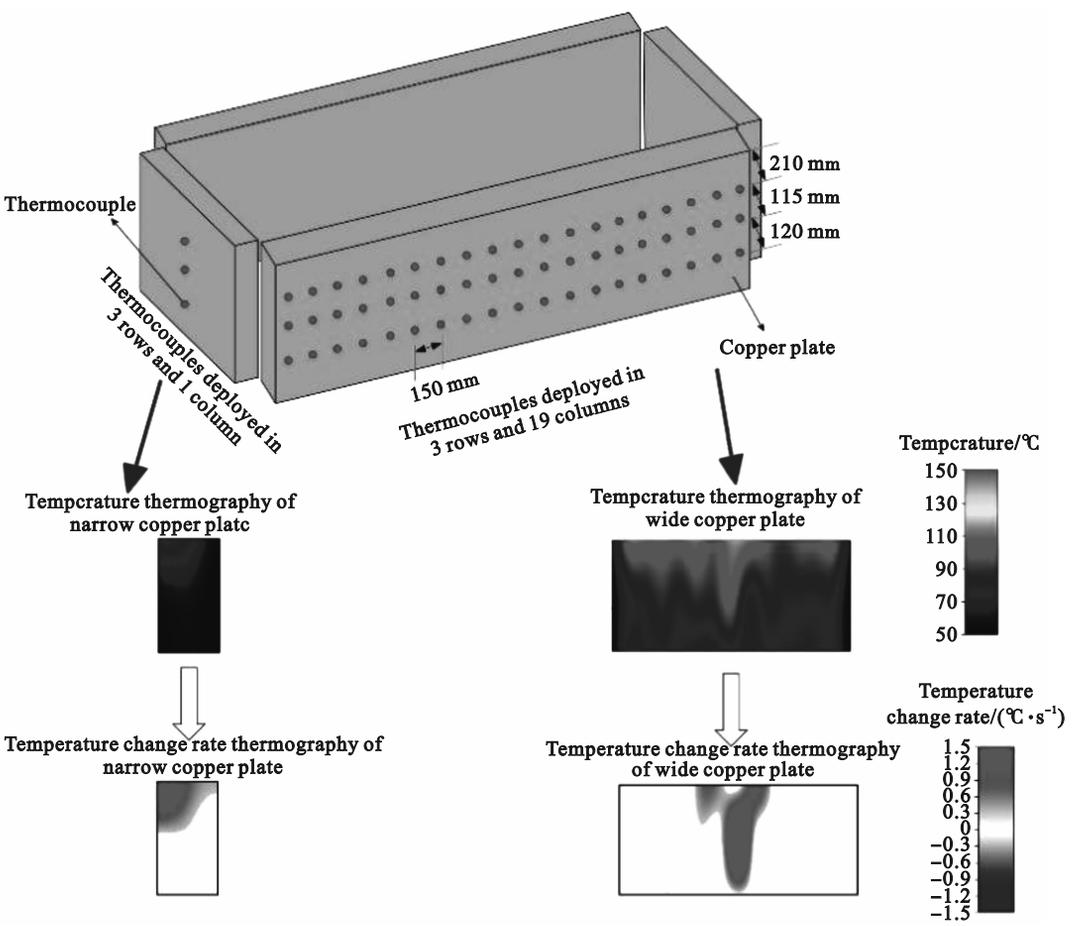


图3 结晶器铜板上热电偶的部署和可视化热成像[39]

Fig. 3 Deployment of thermocouples on mold copper plate and visualized thermography[39]

总体而言,基于机器学习与深度学习的异常事件预测与识别方法在连铸过程监测中表现出显著优势,在漏钢、水口堵塞及液面波动等关键异常的早期识别方面取得了重要进展,为连铸过程监控和异常分析提供了新的技术路径.

2 连铸凝固过程监测与工艺优化

随着人工智能技术的迅速发展,深度学习与智能优化算法正逐渐成为连铸过程建模与工艺优化的重要工具.通过引入深度学习算法,可在不依赖完整多场耦合机理模型的前提下,对连铸过程中的复杂凝固行为进行快速预测;进一步结合智能优化算法,可实现多约束条件下工艺参数的智能调控,从而提升连铸过程的稳定性和智能化水平.

2.1 基于深度学习的凝固过程监测

连铸凝固过程是一个多物理现象相互耦合的复杂体系,同时涉及磁场、流场、温度场、凝固场、应力场与溶质场,是典型的多物理场耦合问题,给建模与求解带来了显著挑战.多物理场耦合问题的求解主要依赖实验法、解析法、半解析

法及数值法.其中,实验法虽为理论与模拟的重要基础,但受制于成本与精度;解析与半解析法仅适用于简化模型.相比之下,数值法凭借良好的通用性与对复杂偏微分方程组的离散求解能力,已成为研究复杂耦合系统的主流手段.然而,尽管其精度较高,但计算过程往往耗时且资源需求大,难以满足连铸过程在线控制所需的实时性[71].

早期连铸凝固过程监测主要依赖机理模型与稀疏传感[72−75]:基于结晶器铜板热电偶、红外测温与少量在线信号,通过有限差分或有限元等数值方法求解传热−凝固方程,并在此基础上计算凝固坯壳厚度与铸流温度场分布.这类方法具有可解释性强、与冶金机理一致等优势,但高度依赖边界条件和热物性参数的精确设定.为解决铸坯与结晶器之间界面传热系数难测量的问题,Wang 等[76]将神经网络与反问题模型相结合,通过训练神经网络建立温度与热阻的映射关系,取代了耗时的迭代计算,实现了连铸过程中界面热阻、热流分布和凝固坯壳厚度的快速精准预测.文献[77−78]针对连铸传热模型中二冷区换热系数及有效导热系数不易确定的问题,提出采用混沌 PSO 算法结合坯壳厚度与表面温度测量数据进行参数反演优化,识别二冷换热系数和有效导热系数,优化后的铸坯计算温度与实测温度偏差小于 13 ℃. Luo 等[79]针对测温数据中存在大扰动导致换热系数估计精度下降的问题,提出将高斯核函数与 PSO 优化算法相结合并进行换热系数反演,以提高传热模型的精度与稳健性.除对外部换热边界条件的建模外,Jiang 等[80]利用神经网络模型建立了连铸工艺参数与板坯冷却速率之间的关系,并用于二次枝晶臂间距的计算,为从工艺参数直接评估凝固组织特征提供了数据驱动途径.

近年来,研究者开始将深度学习技术用于连铸监测,以实现在线的连铸凝固过程分析.Dong 等[81]提出一种结合机理模型与数据模型的混合建模方法,通过引入物理信息神经网络框架,将热传导偏微分方程作为网络约束,实现对中间包内钢水温度的准确预测,并在线可视化温度场变化,结果表明,该模型的误差约为 2.1 K,相较于纯机理模型和纯数据驱动模型具有更高的精度.对连铸温度场进行监测,是避免铸坯内部裂纹、缩孔等缺陷,并保证拉速稳定和生产顺行的关键.He 等[82]提出了一种基于 DNN 的多任务学习框架,结合数值模拟数据和 SHAP 可解释性分析,能够同时预测板坯不同区域的温度场,量化各工艺参数的重要性,并以可视化的方式展示特征贡献度,模型平均预测准确率达 96.48%. Lee 等[83]提出了一种融合空间与时间序列特征的深度学习模型,如图 4 所示,该模型通过联合建模连铸过程中的稳态与瞬态热传输特性,实现了铸坯温度分布的高精度实时预测,最优预测误差仅为 6.84 ℃,在提升预测精度的同时保持了较高的计算效率,表现出良好的工业应用潜力. Koric 等[84]针对钢液凝固过程中复杂的多物理场非线性热−力耦合问题,构建多物理场数值模型以生成训练与测试数据,并利用序列深度学习模型实现了固液相转变过程中温度场与应力场的瞬时预测.Kushwaha 等[85]将深度算子网络(deep operator network, DeepONet)应用于连铸过程的多物理场预测,利用钢液凝固热−力学模型生成训练数据,在不同载荷历史、工艺参数及几何条件下,实现了对整个凝固区域完整温度场与应力场的高效预测,并在温度场与应力场预测中分别取得了 0.998 和 0.953 的预测系数.连铸坯内部热−力行为是裂纹和鼓肚等缺陷的根源,但其温度场和应力场难以直接表征.徐华敏等[71]提出基于自注意力条件生成对抗网络的应变场实时预测方法,实现工艺参数到应变分布的快速精准映射,模型计算效率相较于有限元法提升了 2 个数量级,为凝固末端压下优化与缺陷防控提供了关键决策依据.

基于深度学习的模型在温度场、应力场及应变场的快速预测方面展现出显著优势,既提升了计算效率,又与机理驱动的数值模拟保持了较高的一致性.然而,此类方法目前仍面临数据样本匮乏、模型泛化能力有限以及缺乏物理规律约束等挑战.

2.2　基于人工智能的连铸工艺优化与决策

连铸过程工序耦合紧密,工艺参数对裂纹、偏析等冶金质量具有决定性影响.因此,在连铸质量控制中,除了对质量问题进行及时识别与预测外,更关键的是通过工艺参数优化给出可行的调控方案,以实现质量的改善和成本的降低.传统连铸工艺优化主要依赖专家经验和机理模型,在工况复杂、变量众多的情况下,往往难以实现全局最优[86−87].同时,连铸过程信息高度非线性且约束条件复杂,传统凸优化方法由于依赖可微目标函数和连续解空间,难以在实际生产条件下快速进行有效决策[88].在此背景下,智能优化算法

被引入连铸工艺优化研究,用于实现工艺参数的高效与灵活优化.

早期的连铸工艺优化多采用传热-凝固模型与智能优化算法相结合的策略,通过数值模拟与优化算法实现多目标工艺调节.郑忠等[89]将遗传算法与传热模型及冶金准则结合,实现二冷区水量的多目标优化,在保证铸坯质量的同时可节约2%的水量.纪振平等[90]将混沌蚁群算法与二维凝固传热模型结合,用于二冷区多目标参数优化,通过混沌扰动提升了参数的搜索效率,显著加快收敛速度并改善铸坯内部质量.Zhai等[91]在传热模型基础上改进遗传算法,通过动态编码和自适应变异优化二冷区水量分布,实现水量自适应调节,不仅降低约2%的水耗,还改善了表面冷却速率和铸坯均匀性.Mauder等[92]结合二维温度场数值模型与萤火虫算法对二冷区工艺参数进行优化,实现了对铸坯表面及内部温度的精准调控,进而在保障高生产率的同时显著提升了钢坯质量.Brezocnik等[93]利用多元线性回归与遗传编程对连铸工艺参数与钢坯温度、组织性能的关系进行建模,通过分析化学成分、冷却水温差及铸造温度等因素对力学性能的影响并优化冷却系统,该改进使6个钢种在轧态下抗拉强度获得显著提升.Yang等[94]依据连铸传热模型提出了基于数字孪生的工艺优化控制系统,将二冷区冷却与末端电磁搅拌协调优化,并结合混沌粒子群算法进行动态调控,使铸坯宏观偏析超标比例从11%降低至3.3%.在这一阶段,工艺参数可以通过智能优化算法自适应地寻求最优解,但由于算法迭代计算以及温度场等数值模型计算耗时,这类方法仍主要用于离线优化,难以实现真正的在线闭环控制.

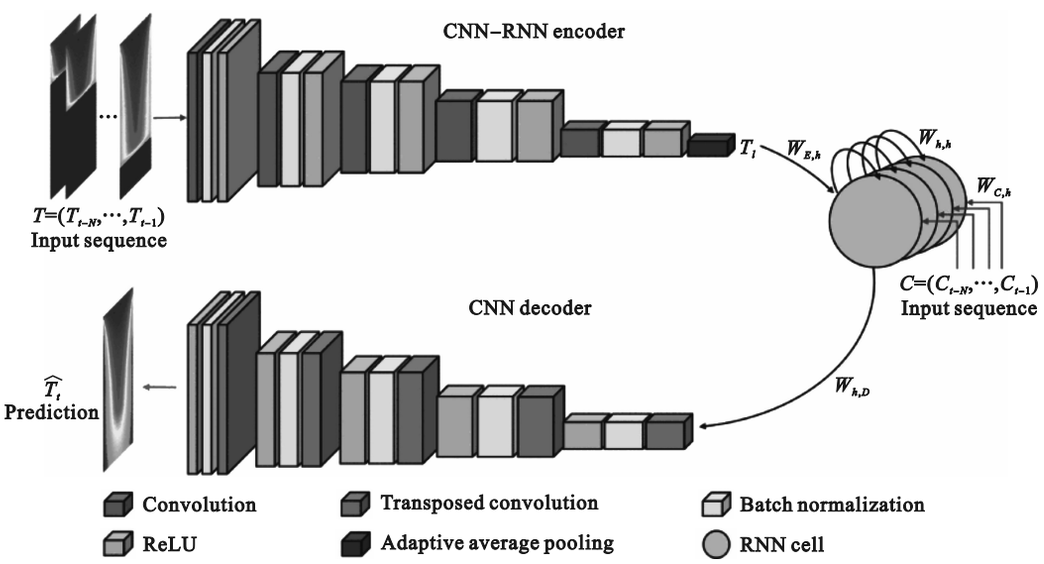


图4 连铸温度分布预测的时空深度学习模型[83]

Fig. 4 Spatiotemporal deep learning model for continuous casting temperature distribution prediction[83]

近期的研究开始将深度学习代理模型引入连铸工艺优化,实现对温度场等目标的快速预测与工艺参数的在线调节.Miriyala等[95]提出TRANSFORM-ANN算法,结合代理模型与NSGA-II多目标优化,显著加快计算速度,实现连铸过程的高效在线优化.Lu等[96]基于深度学习构建了一种实时预测(real-time prediction,ReP)模型,可在毫秒级内完成温度场预测,并结合贝叶斯优化实现连铸工艺参数的在线自适应调节,如图5所示,有效提高了连铸温度计算精度和智能决策能力.Song等[97]提出了一种基于多模态深度学习的连铸温度控制方法,通过融合CNN与DNN结构对温度场图像和工艺参数进行建模,达到了97%的预测准确率,实现了温度场的快速预测与冷却水分配的优化控制,显著提高了温度预测精度与计算效率.Wang等[98]提出了一种融合机器学习与改进粒子群优化算法的智能优化框架,通过构建高精度预测模型作为目标函数,利用优化算法搜索最优连铸工艺参数,将中碳钢连铸坯的纵向裂纹发生率从11.3%降低至1.3%,有效提升了板坯表面质量.

智能优化算法与传热模型的结合在多目标工艺调节方面已取得显著成效,但受数值计算耗时限制,仍多用于离线优化.近年来,研究人员通

过引入深度学习代理模型和多模态模型,实现了温度场的快速预测与在线自适应调节,为实时闭环控制和智能决策提供了可行途径.

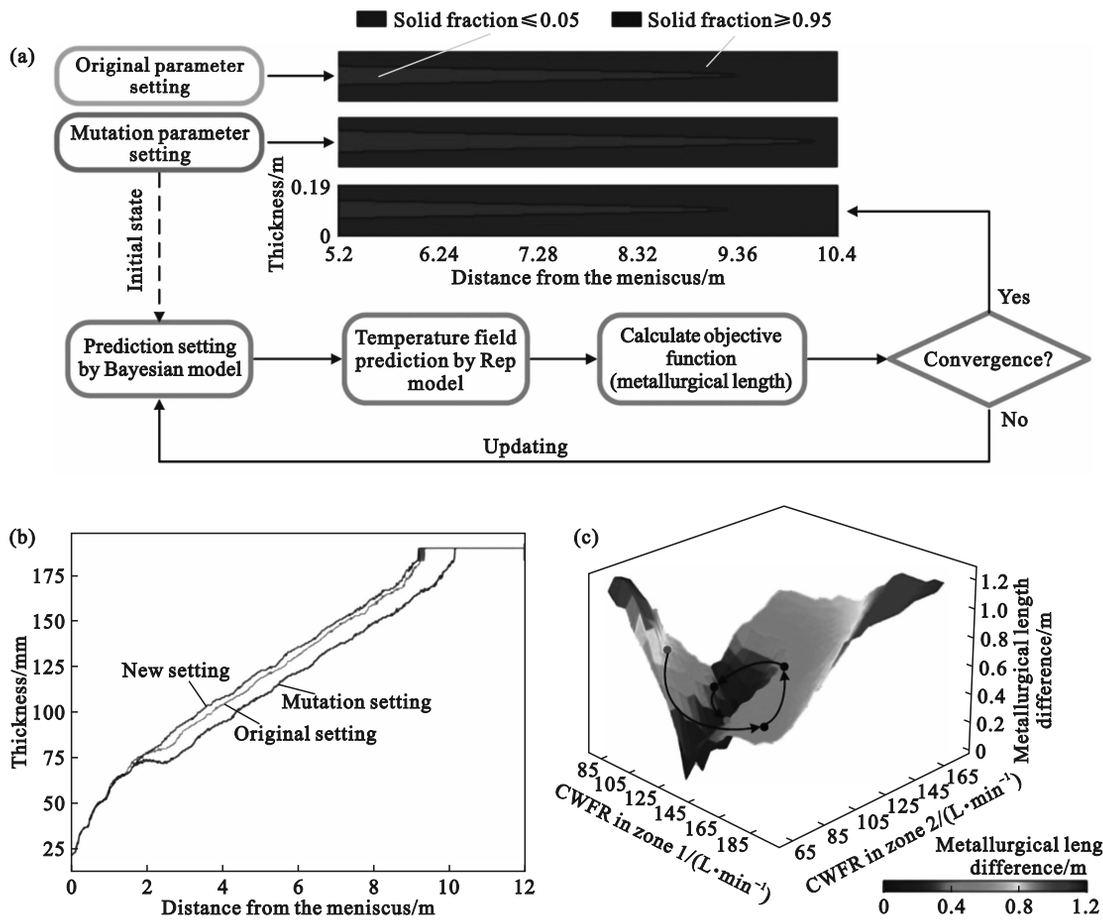


图5　使用ReP模型和贝叶斯优化的二次冷却水优化示意图[96]

Fig. 5　Schematic diagram of secondary cooling water optimization using ReP model and Bayesian optimization[96]

(a)—二次冷却水优化的工作流程;(b)—原始设定、突变设定和优化设定下的坯壳厚度对比;(c)—相应参数下,经ReP模型映射得出的冶金长度差异.

3　连铸质量检测的人工智能应用

在传统连铸生产中,铸坯的质检主要依靠人工目视检测,且需对铸坯进行切割、修磨等处理.这种方式检测效率较低,且容易受到检测人员经验、工作时长以及现场条件等多种因素的干扰,造成误判或漏检频发.因此,采用基于人工智能的智能检测方法,可显著提升检测的准确性与稳定性,为连铸智能化质量检测提供可靠的支撑.

早期的人工智能在连铸坯质量检测中的应用,多依赖人工设计特征并配合分类器进行识别.Ai等[99]提出了基于Curvelet变换与降维的特征提取方法,结合SVM对连铸坯纵向裂纹实现在线检测,实验表明,该方法在实际生产线中的准确率可达91.89%.Logunova等[100]针对连铸方坯中的点状偏析、中心疏松、垂直裂纹和气泡等内部缺陷,开发了一套智能化自动系统,通过信息采集与处理、缺陷识别和数学分析,实现对连铸坯生产过程的质量监控与决策支持.Jin等[101]提出了一种基于Relief算法和Adaboost-SVM分类器的铸件内部裂纹检测方法,通过多特征提取与敏感特征选择,实现了高精度、高泛化性的内部缺陷识别.侯自兵等[102]基于低倍图像的颜色参数,结合神经网络模型和指数函数模型构建了碳含量的综合预测模型,模型预测结果与电子探针检测结果的平均相对偏差仅为3.43%.

随着深度学习的进步,端到端的图像特征学习与缺陷检测方法逐渐成为主流,为连铸坯智能质量识别开辟了新的路径.YOLO系列算法[103]因其端到端的架构和高推理效率,已被广泛应用于连铸坯缺陷检测的研究与实践中.韩占光等[104]针对中心缩孔、中心疏松和中心偏析等内部质量缺陷,开发了基于深度学习的连铸坯低倍缺陷智能

检测系统,利用YOLOv4进行缺陷识别,并结合MASK R-CNN对缺陷进行实例分割,在生产中可达到96%的准确率.Meng等[105]针对连铸坯角部小尺寸裂纹难以检测的问题,提出了YOLOv5-SFA模型,如图6所示,实现了高精度、低延迟的角部裂纹在线检测,检测准确率达99.64%,单次检测耗时仅为0.021 s.针对铸坯表面纵裂、结疤等缺陷,邓能辉等[106]提出了一种基于改进YOLOv5s的铸坯表面缺陷检测系统,其mAP达到93.6%,较原始YOLOv5s提升了2.9%.针对铸坯表面的裂纹、气孔和夹杂缺陷,成彬等[107]基于YOLOv5s提出了一种分形特征检测算法,实现了5.4%的平均检测精度提升.马智华等[108]基于改进的YOLOv7-Tiny构建了连铸坯表面缺陷检测算法,通过优化特征提取、引入注意力机制以及改进损失函数,在将检测准确率提升4.4%的同时,实现了130 帧·s^{-1}的检测速度,能够满足拉坯速度为1.5 m/min的生产现场实时检测需求.吴传开等[109]在YOLOv8的基础上引入多尺度池化与SE-EMA注意力机制,在保障实时性的同时,将板坯缺陷的mAP@50检测精度提升至99.33%,为后续热轧流程提供了有效支撑.

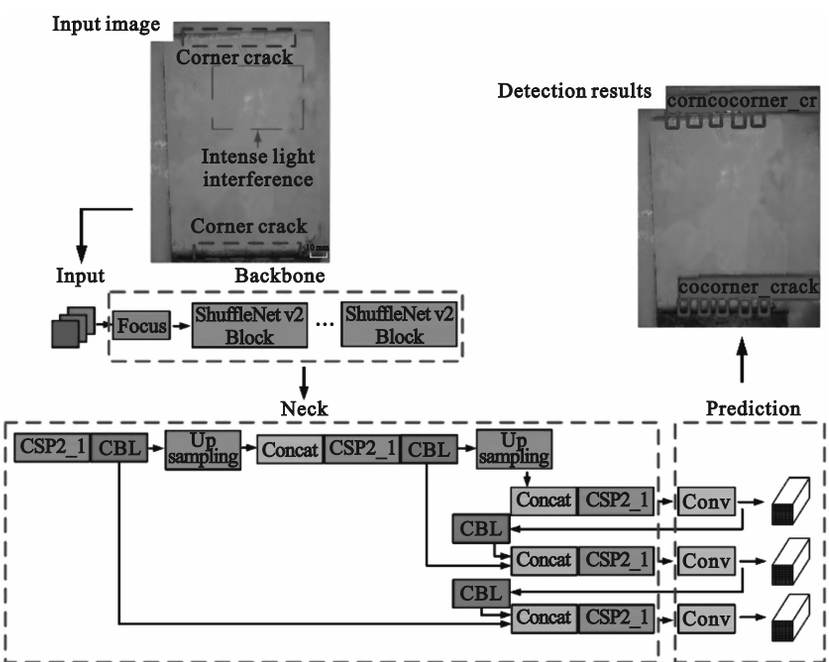


图6 基于YOLOv5-SFA的连铸坯角部裂纹检测模型[105]

Fig. 6 YOLOv5-SFA-based continuous casting corner crack detection model[105]

除了YOLO系列,研究者还探索了其他深度学习方法以提升复杂缺陷识别精度.Zhao等[110]建立了一种基于双目成像与深度学习的改进型三维激光扫描系统,该系统利用高分辨率CCD相机采集图像,通过三维区域定位和两步深度神经网络,实现连铸坯表面缺陷的识别与轮廓分割,显著提升了检测精度与实时性.高琦等[111]针对铸坯缺陷样本稀缺的问题,提出了一种高频凸显分频生成对抗网络模型,利用无监督学习从正常铸坯图像中建模特征,并通过重建误差识别异常区域,实现了高达99.56%的检测准确率.

随着深度学习的发展,端到端的特征学习与检测框架逐渐取代了传统依赖人工设计特征的检测方法,克服了特征提取依赖经验、难以适应复杂缺陷模式的局限,显著提升了连铸坯缺陷检测的精度和实时性,为智能化质量监控提供了可靠支撑.

4 结 语

尽管人工智能技术在连铸质量预测、过程监测与工艺优化等方面已展现出巨大的潜力,但其在工业化应用过程中仍面临诸多挑战,亟须在数据管理、模型构建与系统集成等层面持续探索与突破.

4.1 挑 战

1)数据不平衡导致的模型能力不足.连铸过程中异常样本占比极低,易导致模型学习偏差,降低模型对异常情况与质量缺陷的识别能力.常

用的欠采样、过采样等数据增强方法虽可缓解不平衡问题,但效果有限.未来研究需针对工业场景开发更具针对性的算法,通过小样本学习与对比学习等方法,提升模型对稀缺数据的敏感性与泛化能力.

2)在线工艺优化的实时性与可靠性不足.在线工艺优化要求模型能够快速响应生产过程中出现的动态变化.然而,现有优化算法普遍存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题.此外,由于优化过程依赖于预测模型,其结果可能在模型误差作用下偏离真实物理规律,从而导致"理论上最优、实际中失效"的现象.未来应探索基于强化学习与自适应优化的在线决策方法,提高优化策略的时效性与稳健性.

3)质量检测数据稀缺与标注成本高.连铸缺陷检测依赖大量高质量图像样本,但实际生产中缺陷样本稀缺且标注成本高,限制了深度学习模型的应用.为应对这一挑战,可利用迁移学习对现有基础模型进行微调,从而在有限数据条件下实现高效且准确的缺陷检测.同时,建立行业共享的数据资源平台,将为模型优化与相关研究的持续发展提供有力支撑.

4)缺少有效的基准数据集.目前连铸领域缺乏用于机器学习模型评估的基准数据集,使得不同模型的性能难以进行公平、可重复的对比与评估.这不仅限制了模型间的客观比较,也阻碍了方法优化与技术推广.未来研究亟须建立公开、标准化的基准测试数据集和评价体系,为模型能力评估和工业应用提供可靠参考.

4.2　展　　望

1)面向AI的工业系统构建.现有连铸信息管理系统多沿用传统工业架构,其设计目标未充分考虑智能化应用需求,导致数据流转与AI模型的适配性不足.未来应构建AI原生的工业系统,通过信息技术(information technology,IT)与操作技术(operational technology,OT)的深度融合,形成以数据为核心的智能化体系,从系统层面支撑AI驱动的决策与优化.

2)面向知识增强与大模型的融合应用.大语言模型虽已取得长足发展,但在工业领域的知识理解与推理能力依然有限,难以直接应对专业化、低容错的连铸生产场景.通过引入检索增强生成(retrieval-augmented generation,RAG)与Agent机制,可将领域知识与大模型深度融合,提升大模型的专业理解与决策能力,为构建面向连铸全流程的工业智能决策框架提供支撑.

参考文献:

[1] 王国栋.钢铁全流程和一体化工艺技术创新方向的探讨[J].钢铁研究学报,2018,30(1):1-7.
(Wang Guo-dong. Discussion on innovative direction of entire process and integrated process technology of steel[J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2018, 30(1): 1-7.)

[2] 罗光敏.近年中国连铸领域最新科技进展[J].连铸,2025,44(2):1-6.
(Luo Guang-min. Recent technical progress in continuous casting field in China[J]. *Continuous Casting*, 2025, 44(2): 1-6.)

[3] Cemernek D, Cemernek S, Gursch H, et al. Machine learning in continuous casting of steel: a state-of-the-art survey[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2022, 33(6): 1561-1579.

[4] Lu Y R, Bartlett L N, O'Malley R J. A review on hot tearing of steels[J]. *International Journal of Metalcasting*, 2022, 16(1): 45-61.

[5] Luo Q W, Fang X X, Liu L, et al. Automated visual defect detection for flat steel surface: a survey [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(3): 626-644.

[6] Luo Q W, Fang X X, Su J J, et al. Automated visual defect classification for flat steel surface: a survey [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(12): 9329-9349.

[7] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, 2016: 770-778.

[8] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.

[9] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). Long Beach, 2017: 6000-6010.

[10] Jumper J, Evans R, Pritzel A, et al. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold [J]. *Nature*, 2021, 596(7873): 583-589.

[11] Davies A, Veličković P, Buesing L, et al. Advancing mathematics by guiding human intuition with AI [J]. *Nature*, 2021, 600(7887): 70-74.

[12] Shi Q, Tang J, Chu M S. Key issues and progress of industrial big data-based intelligent blast furnace ironmaking technology [J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2023, 30(9): 1651-1666.

[13] Luo Y Y, Zhang X M, Kano M, et al. Data-driven soft sensors in blast furnace ironmaking: a survey[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2023, 24(3): 327-354.

[14] Zhang R H, Yang J. State of the art in applications of machine learning in steelmaking process modeling [J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2023, 30(11): 2055-2075.

[15] Fang W, Huang J X, Peng T X, et al. Machine learning-based performance predictions for steels considering manufacturing process parameters: a review[J]. *Journal of Iron and Steel Research International*, 2024, 31(7): 1555-

1581.
[16] 单多，徐安军，汪红兵，等. 连铸坯质量判定系统研究综述[J]. 连铸，2011，30(2)：16-28.
(Shan Duo，Xu An-jun，Wang Hong-bing，et al. Survey on continuous casting slab quality evaluation system [J]. *Continuous Casting*，2011，30(2)：16-28.)
[17] 李救生，毕学工. 连铸坯质量预报系统发展及我国应用的探讨[J]. 钢铁研究，2003，31(2)：49-52.
(Li Jiu-sheng，Bi Xue-gong. Development of quality prediction system of continuous casting slab and discussion on its application in China[J]. *Research on Iron and Steel*，2003，31(2)：49-52.)
[18] 韩传基，高仲，安航航，等. 铸坯质量判定与诊断系统研发及应用[J]. 连铸，2011，30(4)：43-46.
(Han Chuan-ji，Gao Zhong，An Hang-hang，et al. Development and application of quality estimation system for slab [J]. *Continuous Casting*，2011，30(4)：43-46.)
[19] 从俊强，徐学华，米进周，等. 智能化铸坯质量在线判定系统开发[J]. 热加工工艺，2018，47(1)：113-116.
(Cong Jun-qiang，Xu Xue-hua，Mi Jin-zhou，et al. Development of intelligent casting slab quality online judgment system [J]. *Hot Working Technology*，2018，47(1)：113-116.)
[20] 邓比涛，韩志伟，刘强，等. 中冶赛迪铸坯质量在线预测系统研发及实践[J]. 连铸，2022，41(6)：80-87.
(Deng Bi-tao，Han Zhi-wei，Liu Qiang，et al. Development and application of CISDI continuous casting online quality prediction system [J]. *Continuous Casting*，2022，41(6)：80-87.)
[21] 侯自兵，彭治强，郭坤辉，等. 基于连铸生产大数据的热轧卷质量预测模型[J]. 连铸，2022，41(6)：29-37.
(Hou Zi-bing，Peng Zhi-qiang，Guo Kun-hui，et al. Quality prediction model of hot rolled coil based on big data of continuous casting process [J]. *Continuous Casting*，2022，41(6)：29-37.)
[22] 周乐君，王万林，计熠，等. 机器学习在连铸过程应用研究进展[J]. 中国冶金，2024，34(11)：10-21，136.
(Zhou Le-jun，Wang Wan-lin，Ji Yi，et al. Research progress on application of machine learning in continuous casting process[J]. *China Metallurgy*，2024，34(11)：10-21，136.)
[23] Nieto P J G，Suárez V M G，Antón J C Á，et al. A new predictive model of centerline segregation in continuous cast steel slabs by using multivariate adaptive regression splines approach[J]. *Materials*，2015，8(6)：3562-3583.
[24] Nieto P J G，García-Gonzalo E，Antón J C A，et al. A comparison of several machine learning techniques for the centerline segregation prediction in continuous cast steel slabs and evaluation of its performance [J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*，2018，330：877-895.
[25] Zou L L，Zhang J S，Liu Q，et al. Prediction of central carbon segregation in continuous casting billet using a regularized extreme learning machine model [J]. *Metals*，2019，9(12)：1312.
[26] Zou L L，Zhang J S，Han Y S，et al. Internal crack prediction of continuous casting billet based on principal component analysis and deep neural network [J]. *Metals*，2021，11(12)：1976.
[27] Takalo-Mattila J，Heiskanen M，Kyllönen V，et al. Explainable steel quality prediction system based on gradient boosting decision trees [J]. *IEEE Access*，2022，10：68099-68110.
[28] Ji Y，Wang W L，Zhou L J，et al. Prediction and feature analysis of entrapped slag defect on casting slab based on optimized XGBoost model[J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*，2024，55(4)：2026-2036.
[29] 徐李军，王占国，赵晓虎，等. 连铸坯质量分析与监控系统研发与应用[J]. 冶金自动化，2024，48(3)：45-52.
(Xu Li-jun，Wang Zhan-guo，Zhao Xiao-hu，et al. Development and application of continuous casting slab quality analysis and monitoring system [J]. *Metallurgical Industry Automation*，2024，48(3)：45-52.)
[30] Varfolomeev I A，Ershov E V，Vinogradova L N. Statistical control of defects in a continuously cast billet based on machine learning and data analysis methods[J]. *Automation and Remote Control*，2018，79(8)：1450-1457.
[31] Hore S，Das S K，Humane M M，et al. Neural network modelling to characterize steel continuous casting process parameters and prediction of casting defects [J]. *Transactions of the Indian Institute of Metals*，2019，72(12)：3015-3025.
[32] Liu Z H，Zhou L J，Ji Y，et al. The controlling of longitudinal cracks defect based on BO-XGBoost model [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*，2025，56(6)：6212-6223.
[33] Li F C，Wu J Q，Dong F，et al. Ensemble machine learning systems for the estimation of steel quality control [C]// IEEE International Conference on Big Data (Big Data). Seattle，2018：2245-2252.
[34] Boto F，Murua M，Gutierrez T，et al. Data driven performance prediction in steel making[J]. *Metals*，2022，12(2)：172.
[35] Normanton A S，Barber B，Bell A，et al. Developments in online surface and internal quality forecasting of continuously cast semis [J]. *Ironmaking & Steelmaking*，2004，31(5)：376-382.
[36] Mehdiyev N，Lahann J，Emrich A，et al. Time series classification using deep learning for process planning：a case from the process industry [J]. *Procedia Computer Science*，2017，114：242-249.
[37] Ye X M，Wu X，Guo Y K. Real-time quality prediction of casting billet based on random forest algorithm[C]// IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC). Suzhou，2018：140-143.
[38] Ning X Y，Li H J，Wang Q B，et al. Two-stream neural network for the prediction of multiple defects in continuous casting[J]. *Applied Soft Computing*，2025，175：113116.
[39] Wang Y Y，Wang Q C，Zhang Y C，et al. Mold breakout prediction based on computer vision and machine learning [J]. *Journal of Iron and Steel Research*，*International*，2024，31(8)：1947-1959.
[40] Wang X D，Yao M，Chen X F. Development of prediction method for abnormalities in slab continuous casting using artificial neural network models [J]. *ISIJ International*，2006，46(7)：1047-1053.
[41] 赵琦，朱苗勇. 基于改进模糊ART神经网络的连铸漏钢预报模型[J]. 中国冶金，2007，17(10)：26-29，53.
(Zhao Qi，Zhu Miao-yong. Breakout prediction model based on improved fuzzy ART neural network for continuous casting process[J]. *China Metallurgy*，2007，17(10)：26-29，53.)
[42] 张本国，李强，王葛，等. 基于改进BP神经网络的连铸漏钢预报[J]. 中国机械工程，2012，23(2)：204-207.
(Zhang Ben-guo，Li Qiang，Wang Ge，et al. Breakout prediction based on improved bp neural network in continuous casting process [J]. *China Mechanical Engineering*，2012，23(2)：204-207.)

[43] Tirian G O, Filip I, Prostean G. Adaptive control system for continuous steel casting based on neural networks and fuzzy logic[J]. *Neurocomputing*, 2014, 125: 236−245.

[44] He F, Zhang L Y. Mold breakout prediction in slab continuous casting based on combined method of GA−BP neural network and logic rules [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, 95(9/10/11/12): 4081−4089.

[45] 王荣荣, 王敏, 王仲亮, 等. 连铸黏结漏钢发生机理及预报模型[J]. 中国冶金, 2023, 33(11): 138−150.
(Wang Rong-rong, Wang Min, Wang Zhong-liang, et al. Mechanism and forecast model of sticker breakout in continuous casting[J]. *China Metallurgy*, 2023, 33(11): 138−150.)

[46] 王葛, 尹少峰, 李珊, 等. 基于支持向量机算法的连铸漏钢预报模型研究[J]. 燕山大学学报, 2015, 39(1): 22−29.
(Wang Ge, Yin Shao-feng, Li Shan, et al. Breakout prediction model for continuous casting based on support vector machine method[J]. *Journal of Yanshan University*, 2015, 39(1): 22−29.)

[47] 方一鸣, 胡春洋, 刘乐, 等. 基于主动学习GA−SVM分类器的连铸漏钢预报[J]. 中国机械工程, 2016, 27(12): 1609−1614.
(Fang Yi-ming, Hu Chun-yang, Liu Le, et al. Breakout prediction classifier for continuous casting based on active learning GA−SVM [J]. *China Mechanical Engineering*, 2016, 27(12): 1609−1614.)

[48] 方一鸣, 郑贺军, 刘乐, 等. 基于模拟退火−粒子群算法优化支持向量机参数的连铸漏钢预报[J]. 中国机械工程, 2017, 28(12): 1462−1467.
(Fang Yi-ming, Zheng He-jun, Liu Le, et al. Breakout prediction for continuous casting based on SA−PSO to optimize parameters of SVM [J]. *China Mechanical Engineering*, 2017, 28(12): 1462−1467.)

[49] Duan H Y, Wang X D, Bai Y, et al. Integrated approach to density-based spatial clustering of applications with noise and dynamic time warping for breakout prediction in slab continuous casting [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2019, 50(5): 2343−2353.

[50] 段海洋, 王旭东, 姚曼. 基于温度时序特征层次聚类的连铸黏结漏钢预报方法开发[J]. 机械工程学报, 2020, 56(8): 250−256.
(Duan Hai-yang, Wang Xu-dong, Yao Man. Development of sticking breakout prediction method based on hierarchical clustering of temperature timing characteristics in continuous casting[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(8): 250−256.)

[51] Duan H Y, Wang X D, Bai Y, et al. Modeling of breakout prediction approach integrating feature dimension reduction with *K*−means clustering for slab continuous casting [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 109(9/10/11/12): 2707−2718.

[52] Mazza I, Miani S, Schiavon G, et al. The mold temperature mapping with ultrasonic contactless technology is the key for the real-time initial solidification process control tools[J]. *Metallurgia Italiana*, 2022(4): 107−116.

[53] Cho H J, Kim S Y, Lee H J, et al. Development of a novel method for detecting temperature and heat flux distribution in Cu mold during the continuous casting process and its application to analyzing molten steel fluid patterns inside the mold[J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2025, 56(5): 4424−4438.

[54] Liu Y, Wang X D, Du F M, et al. Computer vision detection of mold breakout in slab continuous casting using an optimized neural network[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, 88(1/2/3/4): 557−564.

[55] Faizullin A, Zymbler M, Lieftucht D, et al. Use of deep learning for sticker detection during continuous casting[C]// 2018 Global Smart Industry Conference (GloSIC). Chelyabinsk, 2018: 1−6.

[56] Wang Y Y, Wang X D, Yao M. Integrated model of ACWGAN−GP and computer vision for breakout prediction in continuous casting [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2022, 53(5): 2873−2883.

[57] Wang Y Y, Wang Q C, Cheng Y H, et al. Investigation on mold breakout prediction methods based on image recognition via convolutional neural network [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2024, 55(4): 2685−2698.

[58] 王砚宇, 程永辉, 朱国强, 等. 基于计算机视觉与机器学习的结晶器漏钢预报模型[J]. 钢铁, 2025, 60(6): 103−112.
(Wang Yan-yu, Cheng Yong-hui, Zhu Guo-qiang, et al. Mold breakout prediction models based on computer vision and machine learning[J]. *Iron & Steel*, 2025, 60(6): 103−112.)

[59] Zhang X B, Chen W, Ren Y, et al. Mathematical modeling on the influence of casting parameters on initial solidification at the meniscus of slab continuous casting[J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2019, 50(3): 1444−1460.

[60] Wells S, Thomas B G. Uncertainty quantification in modeling mold heat transfer in steel continuous slab casting with CON1D[J]. *Steel Research International*, 2024, 95(11): 2400118.

[61] Scarabelli C, Olivero D, Bego F, et al. Powder dosing with mould temperature feedback control in continuous casting of stainless steel for high quality billet surfaces [J]. *Metallurgia Italiana*, 2022(4): 82−90.

[62] Vannucci M, Colla V. Novel classification method for sensitive problems and uneven datasets based on neural networks and fuzzy logic [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(2): 2383−2390.

[63] Wang R B, Li H, Guerra F, et al. Predicting quantitative indices for SEN clogging in continuous casting using long short-term memory time-series model [J]. *ISIJ International*, 2022, 62(11): 2311−2318.

[64] Diniz A P M, Ciarelli P M, Salles E O T, et al. Use of deep neural networks for clogging detection in the submerged entry nozzle of the continuous casting[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 238: 121963.

[65] Kuthe S, Ona I A, Glaser B. Adaptive neuro-fuzzy inference system-long short-term memory hybrid model to forecast castability of Al−killed steel prior to continuous casting [J]. *Steel Research International*, 2025, 96: 2400220.

[66] Roy P D S, Tiwari P K. Knowledge discovery and predictive accuracy comparison of different classification algorithms for mould level fluctuation phenomenon in thin slab caster[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2019, 30(1): 241−254.

[67] Lei Z F, Su W B. Mold level predict of continuous casting using hybrid EMD−SVR−GA algorithm [J]. *Processes*, 2019, 7(3): 177.

[68] Su W B, Lei Z F. Mold-level prediction based on long short-term memory model and multi-mode decomposition with mutual information entropy [J]. *Advances in Mechanical*

Engineering, 2019, 11(12): 1-12.
[69] Su W B, Lei Z F, Yang L D, et al. Mold-level prediction for continuous casting using VMD-SVR[J]. *Metals*, 2019, 9(4): 458.
[70] He Y B, Zhou H L, Zhang B Q, et al. Prediction model of liquid level fluctuation in continuous casting mold based on GA-CNN[J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2024, 55(3): 1414-1427.
[71] 徐华敏, 祭程, 朱苗勇. 连铸坯凝固末端压下过程应变分布实时预测[J]. 中国冶金, 2025, 35(7): 143-154, 270.
(Xu Hua-min, Ji Cheng, Zhu Miao-yong. Real-time prediction of strain distribution in process of holding down solidified end of continuous casting billet [J]. *China Metallurgy*, 2025, 35(7): 143-154,270.)
[72] Shen H F, Hardin R A, MacKenzie R, et al. Simulation using realistic spray cooling for the continuous casting of multi-component steel[J]. *Journal of Materials Science & Technology*, 2002, 18(4): 311-314.
[73] Meng Y, Thomas B G. Heat-transfer and solidification model of continuous slab casting: CON1D [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2003, 34(5): 685-705.
[74] Louhenkilpi S, Mäkinen M, Vapalahti S, et al. 3D steady state and transient simulation tools for heat transfer and solidification in continuous casting[J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2005, 413: 135-138.
[75] Yin H B, Yao M, Fang D C. 3-D inverse problem continuous model for thermal behavior of mould process based on the temperature measurements in plant trial[J]. *ISIJ International*, 2006, 46(4): 539-545.
[76] Wang X D, Yao M, Yin H B, et al. Combination of inverse problem and neural network for thermal behaviour calculation of mould process based on temperature measurements in plant trial[J]. *Ironmaking & Steelmaking*, 2009, 36(2): 149-156.
[77] 阳剑, 孟红记, 纪振平, 等. 基于混沌粒子群算法的连铸传热模型参数辨识[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2014, 35(5): 613-616.
(Yang Jian, Meng Hong-ji, Ji Zhen-ping, et al. Parameter identification of heat transfer model for continuous casting billets based on chaos particle swarm optimization [J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2014, 35(5): 613-616.)
[78] Yang J, Xie Z, Ning J, et al. A framework for soft sensing of liquid pool length of continuous casting round blooms [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2014, 45(4): 1545-1556.
[79] Luo X C, Xie Q Q, Wang Y, et al. Estimation of heat transfer coefficients in continuous casting under large disturbance by Gaussian kernel particle swarm optimization method [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2017, 111: 1087-1097.
[80] Jiang L H, Wang A G, Tian N Y, et al. BP neural network of continuous casting technological parameters and secondary dendrite arm spacing of spring steel[J]. *Journal of Iron and Steel Research, International*, 2011, 18(8): 25-29.
[81] Dong B W, Lyu W, Xie Z. Research on temperature prediction model of molten steel of tundish in continuous casting[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 27428.
[82] He Y B, Zhou H L, Li Y H, et al. Multi-task learning model of continuous casting slab temperature based on DNNs and SHAP analysis[J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2024, 55(6): 5120-5132.
[83] Lee S Y, Tama B A, Choi C, et al. Spatial and sequential deep learning approach for predicting temperature distribution in a steel-making continuous casting process [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 21953-21965.
[84] Koric S, Abueidda D W. Deep learning sequence methods in multiphysics modeling of steel solidification[J]. *Metals*, 2021, 11(3): 494.
[85] Kushwaha S, Park J, Koric S, et al. Advanced deep operator networks to predict multiphysics solution fields in materials processing and additive manufacturing [J]. *Additive Manufacturing*, 2024, 88: 104266.
[86] Cheung N, Garcia A. The use of a heuristic search technique for the optimization of quality of steel billets produced by continuous casting [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2001, 14(2): 229-238.
[87] Santos C A, Spim J A, Garcia A. Mathematical modeling and optimization strategies (genetic algorithm and knowledge base) applied to the continuous casting of steel [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2003, 16(5/6): 511-527.
[88] Li J F, Yang C J, Xie S J, et al. Intelligent transfer optimization for ironmaking process with nonanalytic constraints [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(6): 7645-7655.
[89] 郑忠, 占贤辉, 罗小刚. 基于遗传算法的板坯连铸二冷配水优化方法[J]. 重庆大学学报, 2008, 31(12): 1365-1370, 1380.
(Zheng Zhong, Zhan Xian-hui, Luo Xiao-gang. Using a genetic algorithm to optimize secondary cooling water distribution in slab casting [J]. *Journal of Chongqing University*, 2008, 31(12): 1365-1370, 1380.)
[90] 纪振平, 马交成, 谢植, 等. 基于混沌蚁群算法的连铸二冷参数多准则优化[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2008, 29(6): 782-785, 806.
(Ji Zhen-ping, Ma Jiao-cheng, Xie Zhi, et al. Multi-criteria optimization based on chaos ant colony algorithm for secondary cooling parameters in continuous casting[J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2008, 29(6): 782-785, 806.)
[91] Zhai Y Y, Li Y, Ma B Y, et al. The optimisation of the secondary cooling water distribution with improved genetic algorithm in continuous casting of steels [J]. *Materials Research Innovations*, 2015, 19(sup1): 26-31.
[92] Mauder T, Sandera C, Stetina J, et al. Optimization of the quality of continuously cast steel slabs using the firefly algorithm[J]. *Materiali in Tehnologije*, 2011, 45(4): 347-350.
[93] Brezocnik M, Župerl U. Optimization of the continuous casting process of hypoeutectoid steel grades using multiple linear regression and genetic programming: an industrial study[J]. *Metals*, 2021, 11(6): 972.
[94] Yang J, Ji Z P, Liu W H, et al. Digital-twin-based coordinated optimal control for steel continuous casting process[J]. *Metals*, 2023, 13(4): 816.
[95] Miriyala S S, Subramanian V R, Mitra K. TRANSFORM-ANN for online optimization of complex industrial processes: casting process as case study [J]. *European Journal of Operational Research*, 2018, 264(1): 294-309.
[96] Lu Z Q, Ren N, Xu X W, et al. Real-time prediction and adaptive adjustment of continuous casting based on deep learning[J]. *Communications Engineering*, 2023, 2: 34.
[97] Song G W, Tama B A, Park J, et al. Temperature control optimization in a steel-making continuous casting process

using a multimodal deep learning approach [J]. *Steel Research International*, 2019, 90(12): 1900321.

[98] Wang Q C, Zhang L D, Wei Z J, et al. Intelligent optimization method to reduce longitudinal cracks of continuous casting slabs [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2025, 56(5): 4510-4523.

[99] Ai Y H, Xu K. Surface detection of continuous casting slabs based on curvelet transform and kernel locality preserving projections [J]. *Journal of Iron and Steel Research, International*, 2013, 20(5): 80-86.

[100] Logunova O S, Matsko I I, Posohov I A, et al. Automatic system for intelligent support of continuous cast billet production control processes[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 74(9/10/11/12): 1407-1418.

[101] Jin C, Kong X G, Chang J T, et al. Internal crack detection of castings: a study based on relief algorithm and Adaboost-SVM [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 108(9/10): 3313-3322.

[102] 侯自兵, 郭坤辉, 岑叙, 等. 基于低碳钢连铸坯低倍组织图像颜色特征的碳含量预测综合模型[J]. 冶金自动化, 2024, 48(6): 2-10, 47.
(Hou Zi-bing, Guo Kun-hui, Cen Xu, et al. Carbon content prediction comprehensive model based on color feature of macrostructure image in continuous casting billet of low-carbon steel[J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2024, 48(6): 2-10, 47.)

[103] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, 2016: 779-788.

[104] 韩占光, 周干水, 谢长川. 基于机器学习的连铸坯低倍缺陷检测[J]. 连铸, 2022, 41(6): 38-44.
(Han Zhan-guang, Zhou Gan-shui, Xie Chang-chuan. Defect detection of billet macrostructure based on machine learning[J]. *Continuous Casting*, 2022, 41(6): 38-44.)

[105] Meng X L, Luo S, Wang W L, et al. A detection model for corner cracks of continuous casting strand based on deep learning[J]. *Ironmaking & Steelmaking*, 2022, 49(10): 1048-1056.

[106] 邓能辉, 周秉国, 张志杰, 等. 基于改进YOLOv5s的铸坯表面缺陷检测系统[J]. 仪表技术与传感器, 2023(10): 72-78.
(Deng Neng-hui, Zhou Bing-guo, Zhang Zhi-jie, et al. Casting blank surface defects detection system based on improved YOLOv5s[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2023(10): 72-78.)

[107] 成彬, 王井浩, 何博, 等. 基于FN-YOLOv5的连铸坯表面缺陷检测方法[J]. 材料科学与工艺, 2025, 33(3): 57-66.
(Cheng Bin, Wang Jing-hao, He Bo, et al. Surface defect detection method for continuous casting billets based on FN-YOLOv5 [J]. *Materials Science and Technology*, 2025, 33(3): 57-66.)

[108] 马智华, 曾凯, 陈波, 等. 基于改进YOLOv7的连铸坯表面缺陷检测算法[J]. 中国冶金, 2024, 34(7): 101-112.
(Ma Zhi-hua, Zeng Kai, Chen Bo, et al. Surface defect detection algorithm for continuous casting billets based on improved YOLOv7[J]. *China Metallurgy*, 2024, 34(7): 101-112.)

[109] 吴传开, 黄锋, 李斌, 等. 基于改进深度可分离卷积和混合注意力机制的DMS-YOLOv8板坯检测算法[J]. 冶金自动化, 2024, 48(6): 31-39.
(Wu Chuan-kai, Huang Feng, Li Bin, et al. DMS-YOLOv8 slab detection algorithm based on improved depthwise separable convolution and hybrid attention mechanism[J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2024, 48(6): 31-39.)

[110] Zhao L M, Li F F, Zhang Y, et al. A deep-learning-based 3D defect quantitative inspection system in CC products surface[J]. *Sensors*, 2020, 20(4): 980.

[111] 高琦, 付皓宇, 吴晓军, 等. 基于无监督学习的连铸铸坯缺陷检测方法[J]. 重型机械, 2024(3): 32-40.
(Gao Qi, Fu Hao-yu, Wu Xiao-jun, et al. Defect detection method for continuous casting billets based on unsupervised learning[J]. *Heavy Machinery*, 2024(3): 32-40.)