

智能感知技术在选煤厂重介分选过程中的动态调控研究

吴树明¹ 赵鹤松¹ 白少龙¹ 李传飞²

1. 唐山国选精煤有限责任公司; 2. 陕西神木朱盖塔矿业有限公司

DOI:10.32629/ems.v8i3.18769

[摘要] 重介分选是现代选煤厂实现煤炭高效、高精度分选的核心工艺，其过程的稳定性与智能化水平直接决定了精煤产品质量、资源回收率和全厂经济效益。然而，传统控制模式依赖人工经验、离线化验与单点仪表监测，在面对原煤煤质频繁波动、介质系统多参数强耦合等复杂工况时，表现出响应滞后、调控粗放、稳定性差等固有弊端，已成为制约选煤厂提质增效与智能化转型的关键瓶颈。本文旨在系统综述智能感知技术在解决上述难题、实现重介分选过程动态调控方面的最新研究进展与应用前景。文章首先深入剖析了重介分选工艺的动态特性与传统控制模式的局限性；进而，提出并阐述了一个融合“多源感知-混合建模-智能决策-精准执行”的闭环动态调控系统架构；随后，重点综述了机器视觉煤质在线识别、多传感器数据融合、基于模型预测控制的智能优化算法等核心技术的原理、方法与研究现状；最后，通过典型应用场景分析与效益评估，论证了该技术体系的可行性与巨大潜力，并指出了其在工程化应用中面临的数据、成本、人才等挑战及未来发展方向。

[关键词] 智能感知；重介分选；动态调控；过程优化；模型预测控制；选煤智能化

1. 引言

煤炭作为我国的主体能源，其清洁高效利用对保障能源安全与实现“双碳”目标具有战略意义。选煤作为煤炭利用前的首要加工环节，是提高煤质、减少污染物排放最有效的手段。其中，重介质选煤技术凭借其分选精度高、处理能力大、适应粒度范围宽等显著优势，已成为生产优质炼焦煤和高端动力煤的绝对主力工艺。据统计，我国重介质选煤方法处理原煤能力已占选煤总量的40%以上，且这一比例仍在持续提升。

本文旨在系统梳理和综述智能感知技术在重介分选过程动态调控中的应用研究。首先分析工艺控制难点；接着提出系统性解决方案架构；然后重点阐述几项关键使能技术；最后讨论应用价值、挑战与未来趋势，以期对相关领域的研究人员与工程技术人员提供参考。

2. 重介分选工艺的动态特性与控制挑战

2.1 工艺过程动态特性分析

重介分选过程是一个连续的流体动力分选过程，其动态特性主要体现在以下几个方面：

多变量强耦合性：核心被控变量包括分选密度、介质桶液位、介质循环泵频率等。这些变量之间存在复杂的相互作用。例如，为提升密度而加大补水量，会引起介质桶液位上升和介质黏度变化，进而可能影响旋流器的分选效率和介质回收系统的负荷，形成一个耦合回路。

大惯性与大滞后性：从执行调节指令到被控变量达到新的稳态，存在显著的工艺滞后。这主要由于介质循环路径长、

介质桶容积大所致。这种特性使得基于瞬时误差反馈的传统PID控制极易产生超调或振荡。

非线性与时变性：煤泥含量变化会非线性地影响介质黏度；阀门特性、泵的性能会随磨损而时变；不同密度级的煤进入悬浮液会瞬时改变其表观密度。这些因素使得过程的数学模型参数并非固定不变。

扰动频繁且不可测：入料煤质的变化是主要的前馈扰动，且难以用传统仪表直接、连续测量。

2.2 传统控制模式的局限性

基于上述动态特性，传统控制模式暴露出的问题可具体归结为：

•“盲调”问题：由于缺乏对入料煤质的实时感知，控制本质上是“后馈”的。当化验结果显示精煤灰分超标时，扰动早已进入系统并造成大量不合格产品。

•“孤岛”问题：密度控制、液位控制、补水控制等通常作为单回路独立设计，控制器之间“各自为政”，无法实现全局优化，甚至可能因设定值冲突而相互掣肘。

•“僵化”问题：固定的PID参数难以适应工艺工况的大范围变化，控制性能不稳定，严重依赖操作员的手动干预。

•“黑箱”问题：操作决策严重依赖个人经验，知识难以数字化、标准化和传承，不利于生产管理的科学化和人才培养。

因此，要实现重介分选过程的优质、高效、稳定运行，必须发展一种能够实时感知扰动、协同优化多变量、自适应过程变化的新型智能调控模式。

3. 基于智能感知的动态调控系统架构

3.1 感知执行层

该层是系统在物理世界的“感官”和“手脚”。其核心在于部署一个多源异构的智能传感网络,超越传统单一密度计的局限。包括:

- 前馈感知单元: 高分辨率工业相机与光源系统,用于煤流表面图像捕捉,感知最关键的不可测扰动——入料煤质。
- 反馈感知阵列: 非接触式超声波密度计、振动式在线黏度计、高精度压力变送器、电磁流量计等,全面、实时监测介质系统自身状态。
- 智能执行机构: 配备智能阀门定位器的调节阀、变频驱动器控制的介质泵和补水阀,确保控制指令能够被精确、快速执行。

3.2 数据传输层

该层是系统的“神经网络”,负责海量、高频感知数据与控制指令的可靠、实时传输。采用工业以太网与时间敏感网络(TSN)技术作为主干,保障控制数据的确定性与低时延;在布线困难区域辅以工业无线,实现灵活部署。边缘计算网关的引入,可在数据源头完成初步滤波、压缩和特征提取,减轻云端/中心服务器负担。

3.3 数据分析决策层

这是系统的“智慧大脑”,是智能调控的核心。该层并非简单的数据看板,而是集成了:

- 数据处理引擎: 进行数据清洗、对齐、降噪和标准化。
- 模型库: 包含机理模型(基于质量平衡、流体力学等第一性原理)、数据驱动模型(如深度学习模型)以及二者结合的混合模型。
- 算法库: 核心是先进的多变量预测控制(MPC)算法,以及用于故障诊断、健康评估的辅助算法。
- 优化求解器: 实时求解以经济或工艺指标为目标的优化问题,输出最优设定值或控制序列。

3.4 应用交互层

该层是系统的“人机界面”,旨在将复杂的算法结果转化为直观、可操作的洞察。通过Web化SCADA、移动APP、数字孪生三维可视化等多种形式,为不同角色(操作工、工程师、管理者)提供定制化视图,实现生产状态的透明化、报警信息的精准推送和决策建议的可视化呈现。

4. 核心智能感知与调控技术研究进展

4.1 机器视觉煤质在线识别技术

实现对入料煤质的实时、非接触式检测,是打破控制滞后瓶颈、实现前馈补偿的关键。近年来,基于机器视觉的方

法成为研究热点。

技术原理与流程: 在受控光照条件下,工业相机连续采集皮带上的煤流图像。早期研究多采用传统的图像处理技术,如基于颜色空间(HSV、Lab)的阈值分割和纹理特征分析,来区分煤与矸石,进而估算灰分^[5]。然而,这种方法受光照变化、煤种差异影响大,鲁棒性较差。

深度学习方法的突破: 卷积神经网络(CNN)的引入极大提升了识别精度和泛化能力。典型流程如图2所示: 原始图像经过预处理后,输入到如ResNet、VGG或专门设计的轻量级CNN网络中,网络自动学习从像素到煤质特征的复杂映射关系。训练需要大规模、高质量标注的数据集。研究表明,通过合理的网络设计和数据增强,基于CNN的灰分在线识别模型可达到±1.0-1.5%的绝对误差,响应时间在秒级以内,完全满足实时控制的需求。

4.2 多传感器数据融合与工况感知技术

单一传感器信息有限且可能失效,多传感器数据融合技术旨在通过对多个相关信息源的协同利用,获得对系统状态更一致、更准确、更全面的估计。

融合层次与方法:

- 数据级融合: 直接对原始传感器数据进行综合,如对不同位置的密度计读数进行时空配准与加权平均,适用于同类传感器。
- 特征级融合: 从各传感器数据中提取特征,再将特征向量合并后进行状态识别或预测。这是最常用的融合层次。
- 决策级融合: 每个传感器或子系统先做出本地决策,再由融合中心根据某种准则进行全局决策。这种方法容错性好,常用于故障诊断。

在重介分选中的应用: 例如,为了获得更可靠的密度值,可将超声波密度计的测量值与通过液位和桶体几何尺寸计算出的“静压密度”进行卡尔曼滤波融合。卡尔曼滤波能最优地估计系统的真实状态,并有效滤除测量噪声。对于系统健康状态评估,则可以融合振动(泵、电机)、温度(轴承)、压力等多种传感器信号,利用支持向量机(SVM)或深度神经网络进行早期故障预警。

4.3 基于混合模型与MPC的智能调控算法

这是动态调控系统的“控制核心”,其任务是利用感知信息,计算出使生产过程持续运行在最优状态的控制指令。

4.3.1 混合建模策略

纯机理模型虽然物理意义明确,但难以精确描述所有复杂动态和未知干扰;纯数据驱动模型(如神经网络)拟合能力强,但可解释性差且外推性能风险高。因此,“灰箱”或“混

合”建模成为主流思路^[8]。

- 机理框架+数据修正: 以质量守恒、动量守恒等物理方程构建模型主干, 描述主要动态关系; 然后用数据驱动模型(如 LSTM)学习模型残差, 补偿未建模动态和扰动。

- 并联结构: 机理模型和数据驱动模型并行运行, 最终的预测输出由两者的加权和或更复杂的门控机制决定。

- 基于知识的神经网络: 将物理定律作为正则化项加入神经网络的损失函数中, 引导网络学习符合物理规律的解。

4.3.2 模型预测控制(MPC)

MPC 是处理多变量、有约束、大滞后过程的先进控制策略, 其基本原理可概括为“滚动优化、反馈校正”。在重介分选控制中:

1. 预测模型: 采用上述混合模型, 预测在未来一段时间内, 在给定的控制序列下, 被控变量的变化轨迹。

2. 滚动优化: 在每个控制周期, 求解一个在线优化问题: 寻找未来一段时间(控制时域 M)的最优控制序列, 使得预测轨迹尽可能接近期望设定值, 同时满足各种约束, 并优化经济指标。

3. 反馈校正: 将优化得到的第一个控制量作用于实际系统。到下一个采样时刻, 用新的实际测量值更新状态估计, 重复上述优化过程, 形成闭环。

优势体现: MPC 能显式处理多变量耦合和输入/输出约束, 天然适合重介分选系统。通过优化, 它能自动协调密度调节阀和补水阀的动作, 避免“打摆子”式的调节。仿真与实际案例表明, 相较于传统 PID, MPC 能将密度控制精度提高 50%以上, 显著减少超调, 并在煤质扰动下表现出更强的鲁棒性。

5. 应用场景与挑战

5.1 典型应用场景分析

以某选煤厂重介旋流器系统智能化改造为例:

- 场景: 入料煤质从低灰精煤变为高灰原煤。
- 传统模式: 2-4 小时后, 化验室报告灰分超标, 操作人员手动加大分选密度设定, 可能引起系统剧烈波动。

- 智能调控模式:

感知: 机器视觉系统在煤进入旋流器前 30 秒识别出灰分上升趋势。

预测与决策: MPC 控制器接收到前馈信号, 结合当前工况, 提前计算出最优的密度提升曲线和相应的补介、补水阀协同动作序列。

执行: 执行机构平稳动作, 在煤质变化影响分选效果前,

已将系统密度调整至新的最优设定点附近。

自适应: 过程中, 在线密度计持续反馈, MPC 进行微调, 确保实际密度精准跟踪。

5.2 面临的主要挑战

数据基础挑战: 高质量、足量的历史数据是训练优秀 AI 模型的“燃料”。许多老厂数据缺失或质量不高。初期存在“冷启动”问题。

技术集成挑战: 涉及 OT(运营技术)与 IT 的深度融合, 需解决不同厂家设备、系统的协议互通、数据接口标准化问题。

投资与成本挑战: 智能传感器、边缘计算设备、软件平台及实施服务需要一次性投入, 对部分企业构成决策压力。

人才与组织挑战: 需要既懂选煤工艺又熟悉数据分析、算法运维的复合型人才, 传统企业的组织架构和运维流程也需相应变革。

6. 结论

本文系统综述了智能感知技术在选煤厂重介分选过程动态调控中的应用研究。面对传统控制模式的固有局限, 构建一个基于“多源感知、混合建模、预测优化”的智能调控体系, 是实现工艺精细化、生产智能化的必由之路。机器视觉为感知煤质扰动提供了“火眼金睛”, 多传感器数据融合技术构建了可靠的“全景感知”, 而基于混合模型与 MPC 的先进控制算法则扮演了“超级大脑”的角色。三者协同, 形成了从“看到”变化到“预见”趋势再到“精准”调控的完整能力闭环。

尽管在落地过程中面临数据、成本、人才等现实挑战, 但其带来的质量提升、消耗下降和效率增益是确定且显著的。随着传感器成本下降、边缘 AI 算力提升、工业互联网平台成熟以及行业认知的深化, 该技术路径的推广步伐必将加快。

[参考文献]

[1] 陈明, 李娜, 孙浩. 多传感器数据融合在重介分选密度控制中的应用[J]. 煤炭工程, 2021(09): 145-149.

[2] 张强, 吴迪, 赵伟. 重介分选过程多变量智能调控算法研究[J]. 煤矿机械, 2023(06): 195-198.

[3] 王浩, 李娟, 张磊. 智能感知系统在选煤厂重介分选改造中的应用[J]. 煤炭经济研究, 2024(03): 78-82.

[4] 李建明, 王鹏, 张艳. 重介分选工艺智能化控制技术研究进展[J]. 选煤技术, 2020(02): 89-93.

[5] 刘军, 赵阳, 陈丽. 智能感知技术在重介旋流器分选过程中的应用[J]. 煤炭加工与综合利用, 2020(11): 67-71.