2026 年第 6 卷第 5 期
https://sdr.oajrc.org/

基于大数据与人工智能的数智化选煤技术进展研究

黄炎枝，任腾越，刘天尧，杨泽峰

陕西新能选煤技术有限公司　陕西西安

【摘要】为梳理大数据与人工智能技术推动选煤厂由自动化向数智化转型的技术路径，结合近年公开研究和智慧选煤数智管控工程资料，从多源数据采集、数据治理与融合、数字孪生、机器学习、专家知识、深度学习及智能控制等方面分析技术进展。工程案例表明，通过构建基础信息模型、专家算法库和场景应用系统，可实现设备健康诊断、原煤分选、磁选液位、压滤集控及辅助系统智能管理；项目最终实现精煤回收率提升 1.1%、介耗降低 16%、日均停机时间减少 0.55 h、故障诊断准确率 93%，年直接经济效益 341.9 万元。研究认为，数智化选煤正由数据汇聚与可视化向知识图谱、时序深度学习、数字孪生闭环、强化学习和行业大模型演进，数据标准、模型泛化、控制安全、系统开放性及全生命周期运维是规模化推广的关键。

【关键词】大数据；人工智能；智慧选煤；数据融合；数字孪生；智能控制

【收稿日期】2026 年 3 月 5 日　【出刊日期】2026 年 9 月 1 日　【DOI】10.12208/j.sdr.20260067

Progress of digital-intelligent coal preparation technology based on big data and artificial intelligence

Yanzhi Huang, Tengyue Ren, Tianyao Liu, Zefeng Yang

Shaanxi Xinneng Coal Preparation Technology Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi

【Abstract】To review the technological pathway by which big data and artificial intelligence promote the transformation of coal preparation plants from automation to digital-intelligence, recent public studies and an engineering smart coal-preparation project are analyzed from the perspectives of multi-source data acquisition, data governance and fusion, digital twins, machine learning, expert knowledge, deep learning and intelligent control. The engineering case establishes a basic information model, an expert algorithm library and multiple scenario applications for equipment health diagnosis, raw-coal separation, magnetic-separator level control, filter-press control and auxiliary-system management. Final acceptance reported a 1.1% increase in clean-coal recovery, a 16% reduction in medium consumption, a 0.55 h/day reduction in downtime, 93% fault-diagnosis accuracy and annual direct economic benefits of CNY 3.419 million. Digital-intelligent coal preparation is evolving toward knowledge graphs, time-series deep learning, closed-loop digital twins, reinforcement learning and domain foundation models; data standards, model generalization, control safety, system openness and lifecycle operation remain key issues.

【Keywords】Big data; Artificial intelligence; Smart coal preparation; Data fusion; Digital twin; Intelligent control

引言

选煤是煤炭清洁高效利用的重要环节，其运行过程具有原煤性质波动、工艺流程长、设备数量多、数据来源复杂以及质量—产率—能耗相互耦合等特点。传统选煤厂已普遍具备 PLC（Programmable Logic Controller）集控、视频监控和部分在线检测能力，但大量数据长期分散在自动化、设备、煤质、生产管理等不同系统中，数据难以统一调用，生产调节仍较依赖操作经验。随着物联网、工业互联网、大数据和人工智能技术发展，选煤智能化开始由“单机自动化”向“整体数字化、网络化和智能化”演进[1-3]，数智化选煤技术的演进脉络如图 1 所示。

从近年的研究与工程实践看，选煤厂智能化建设的关注重点已经不再局限于基础集控，而是逐步

第一作者简介：黄炎枝（1996-）男，本科，助理机电工程师，研究方向：煤炭洗选。

延伸到智能感知、数据治理、设备全生命周期管理、过程稳定控制、专家系统、数字孪生和生产管理等环节[1-4]。知识图谱、时序深度学习、模型预测控制以及强化学习等方法也开始被用于选煤数据分析和过程调节[5-8]。换言之，生产数据的用途正在发生变化：过去更多用于显示和记录，现在则开始直接参与状态判断、趋势分析与工艺参数优化。

本文选取《智慧选煤数智管控一体化模型构建与应用项目研究报告》和《项目总结报告》所记录的工程项目作为案例，并结合公开文献讨论大数据与人工智能在选煤领域的应用进展。案例资料主要用于说明多源数据接入、流批数据融合、算法库建设、设备健康诊断和原煤分选等工程做法及其运行效果；深度强化学习、煤矿行业大模型等内容则依据公开研究展开，作为现阶段技术发展的补充讨论。

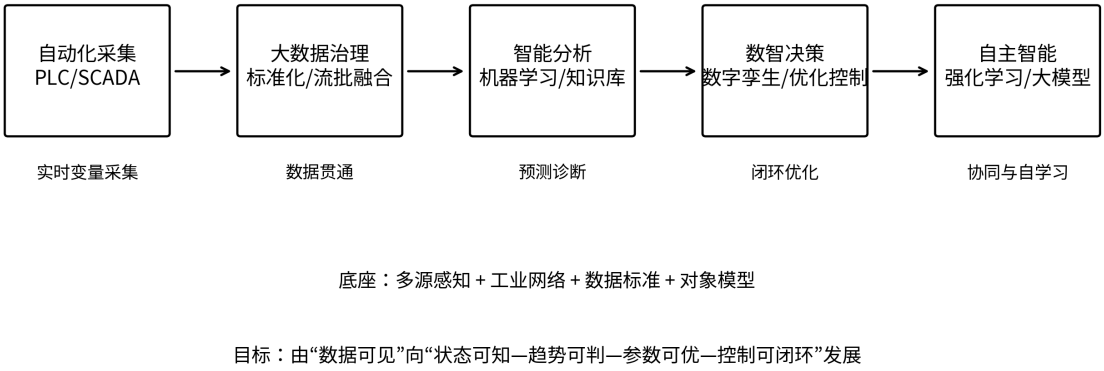


图 1　基于大数据与人工智能的数智化选煤技术演进

1 数智化选煤的大数据与人工智能技术框架

1.1 大数据作为数智化选煤的数据底座

选煤大数据并非简单指数据量增加，而是设备、工艺、煤质、安全、视频、维护和管理信息由分散数据转化为能够关联、计算和复用的数据资产。项目研究报告采用 Flume 进行多源异构生产数据分层采集，通过 OPC（Open Platform Communications）接口接入 PLC 实时数据，利用物联网采集传感器和摄像头数据，并通过文档数字化获取规程和历史资料；随后开展数据格式转换、关联融合、互补融合和多模态融合。

在现场系统中，数据并不是采集后即可直接使用。结合该项目的实施过程，可将数据处理概括为采集、治理、融合和服务几个相互衔接的环节。不同来源的数据首先进入平台，随后进行清洗、重复值处理、时间基准校正以及编码和计量单位统一，再按设备、工艺、质量和维修对象建立关联。完成这些工作后，数据才以统一接口提供给算法、数字孪生和各类业务模块，采集—治理—融合—应用的整体链路如图 2 所示。若前端数据存在标签错误、仪表漂移或同名异义等问题，模型精度再高也难以保证现场判断可靠。

1.2 人工智能由单一算法转向模型、知识与控制协同

选煤场景中的人工智能并不是一个独立环节，其输出最终要服务生产。按实际作用可大致分为三类：一类负责识别和预测，用于设备故障、产品质量及异常工况判断；一类负责给出优化建议，如依据回归模型、时序网络或经验规则调整工艺参数；还有一类直接与控制系统衔接，把计算结果转化为分选密度、阀门开度或药剂投加量等可执行量。三类应用对数据实时性和模型可靠性的要求并不相同。

案例中的算法配置并未追求单一模型覆盖所有任务，而是按问题特点组合使用。设备故障诊断采用神经网络，工艺、质量与能耗之间的关系用多元线性回归分析，质量预测采用支持向量机，聚类方法用于识别故障模式；对于已有成熟操作经验、但难以建立完整数学模型的环节，则保留专家规则。这样的配置更符合工业现场的实际条件：算法复杂度并非越高越好，关键在于数据条件是否匹配、结果能否解释和验证，以及出现异常时是否便于人工接管，主要算法与典型选煤场景的匹配关系如图 3 所示。

1.3 数据、模型与现场控制的协同架构

数智化改造真正需要解决的是数据平台与生产系统之间的衔接，而不是再增加一个孤立的软件平台。该项目将系统划分为基础设施、数据源、基础平台、应用和业务三维展示等层级，其中基础平台负责数据处理、算法运行和知识服务，应用层承载设备健康、生产控制、安全管理与决策支持。运行时，现场数据持续进入平台和模型，分析结果再送入业务环节或控制系统，执行后的状态重新回到数据端。由此形成的反馈过程，才使模型能够参与实际生产。

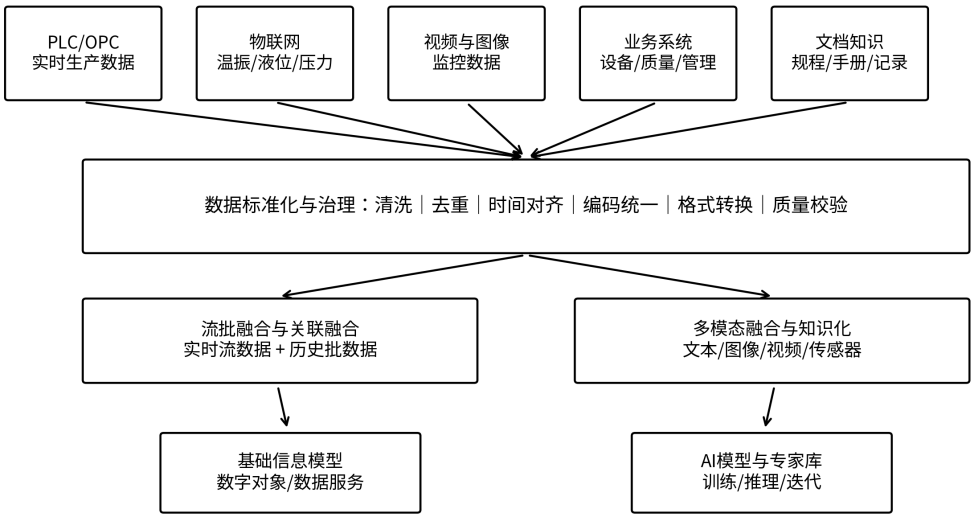
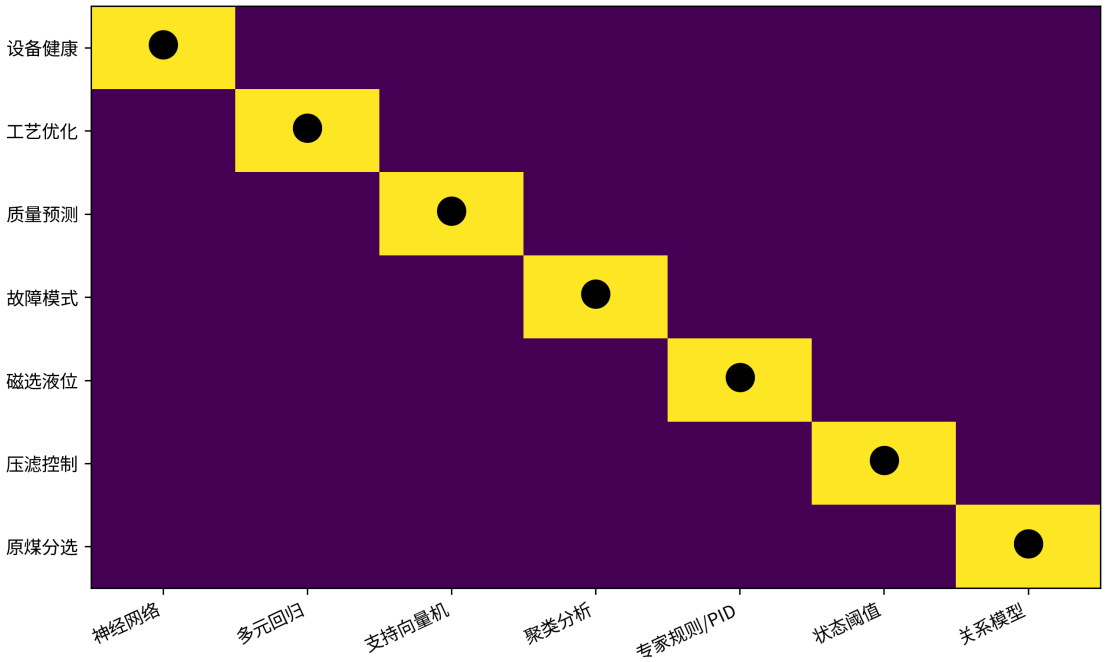


图 2　选煤大数据采集—治理—融合—智能应用链路



注：●表示项目研究报告中明确采用或形成的主要模型/规则对应关系。

图 3　人工智能算法与典型选煤场景匹配关系

2 选煤大数据技术研究进展

2.1 多源异构数据采集由接口连接向全域感知发展

早期选煤信息化主要采集 PLC 过程变量，数据类型单一。随着智能传感和工业网络发展，数据来源扩展到振动、温度、压力、液位、图像、视频、

设备台账、检修记录、煤质化验和能耗等。项目数据体系已覆盖设备运行、生产工艺、故障记录和维护保养等类别，并选取近 3 年运行数据作为模型训练基础，主要数据类别与智能技术及工程关注点见表 1。

多源感知使“设备状态—生产过程—产品质量—维护结果”能够建立因果或统计关联。例如设备健康模型不再只看瞬时振动，而可以关联历史故障和维护效果；原煤分选模型可同时使用灰分、粒度、旋流器入口压力和介质密度。由单变量向多维数据扩展，是人工智能从简单报警向综合诊断和优化决策发展的基础。

表 1　数智化选煤主要数据与智能技术及工程关注点

技术方向	代表性方法	主要用途	现场价值	落地时需关注
大数据治理	OPC/物联网、流批协同、统一语义	多源接入、数据清洗与跨系统共享	为后续模型提供一致数据来源	数据质量、接口开放程度、时间同步
知识化数据	知识图谱、KG-BERT、多模型分类	数据归类、语义关联与知识检索	便于机器理解和追溯数据关系	本体维护、知识更新与版本管理
传统机器学习	神经网络、SVM、聚类、回归	故障诊断、质量预测、过程分析	工程接口成熟，部署成本相对可控	样本代表性、跨工况泛化、在线更新
数字孪生	BIM/三维模型、实时数据映射	生产监控、工艺模拟、运维协同	把现场状态与三维模型关联	由可视化向预测和控制验证延伸
深度学习+MPC	GRU、WOA、MPC	浮选时序辨识和多变量控制	适合处理时滞及变量耦合	实时计算能力、长期稳定和约束设置
强化学习	DDPG、注意力强化学习	浮选药剂和灰分协同优化	可依据运行反馈调整策略	安全探索、仿真可信度、回退机制
行业大模型	LoRA、RAG、向量数据库	规程检索、知识问答、辅助诊断	统一调用多源知识并支持自然语言交互	幻觉控制、权限管理、实时数据接入

2.2 数据治理由数据汇总向标准化和知识化发展

选煤数据格式繁杂、系统命名不统一和数据关系割裂，是影响智能化应用的共性问题[3]。项目通过统一数据格式、编码、接口和语义，构建选煤厂基础信息模型，实现生产运维全生命周期数据的接入、治理、存储、分析和共享。项目资料给出的数据覆盖率超过 98%、数据准确率超过 99%，查询响应时间缩短至 1.5 s 以内，无故障运行时间达到 99.9%以上。

公开研究进一步将知识图谱引入选煤数据治理。赵欣等[5]针对结构化库表数据标签少、交叉重叠等问题，采用选煤领域知识图谱、KG-BERT（Knowledge Graph BERT）和 TF-IDF（Term Frequency–Inverse Document Frequency）多模型融合实现自动分类，提高数据管理效率。这表明选煤大数据正在由“标准化字段管理”向“语义关联和机器可理解的知识组织”发展。

2.3 流批协同与多模态数据的现场应用

选煤生产同时存在两种时间尺度的数据。秒级甚至更高频的数据直接关系监控和控制，而多年积累的历史记录更适合用于模型训练、参数回溯和工况比较。项目将实时流数据与历史批数据放在同一数据服务框架下处理，使监控、训练和分析能够调用一致的数据来源；文本、图像、视频和传感器测值也被纳入统一的多模态数据体系。这样做的实际意义，是减少实时数据库、业务数据库和资料库彼此分离造成的重复取数与信息断点。

多模态数据更重要的用途是相互印证，而不只是把不同类型的信息放在同一界面中。例如，温度或振动出现异常时，可调取对应时段的视频复核设备状态；阀门开度既可读取编码器信号，也可通过视频检查动作是否到位；诊断结果还可以进一步关联操作规程和设备手册。随着视觉识别和行业大模型能力提高，这类数据有望从“并列展示”进一步转向跨模态检索和联合判断。

2.4 数字孪生从三维可视化走向运行模型

数字孪生在选煤厂的应用已由单纯三维建模逐渐转向与运行数据结合。裴俊等[6]把三维模型、现场传感数据和历史记录联动，用于生产状态监控、工艺模拟及人员定位；申斌学[2]则将 BIM（Building Information Modeling）驱动的数字孪生与选煤数据治理、智能分选控制结合，形成面向全流程的可视化管控。两类研究都说明，孪生模型的价值取决于其与实时生产信息的关联程度。

文家坡项目采用模型轻量化和动态加载方式，在三维精细度与系统运行速度之间作了折中，并把设备状态、风险提示和部分业务操作映射到三维场景中。从当前工程成熟度看，这类系统仍以状态映射、可视化和运维协同为主。下一步若要真正参与闭环，应把工艺预测、设备剩余寿命估计以及控制策略仿真等能力接入孪生体，使三维模型不仅“看得到现场”，还能够在下发控制参数前进行计算和验证。

3 人工智能选煤技术研究进展

3.1 传统机器学习与专家规则仍是工程主力

就现阶段的工程应用而言，神经网络、回归、支持向量机、聚类以及专家规则仍占主要位置。这些方法所需样本规模相对可控，与已有 PLC 和生产管理系统的接口也较成熟。项目在算法部署前先判断问题类型和数据条件，再进行算法筛选、参数调整、验证测试和系统集成，而不是直接套用某一种模型。对选煤现场来说，这种“先选任务、再选算法”的做法比单纯比较模型复杂度更具有可操作性。

项目训练数据按 7∶3 划分为训练集和验证集，并通过迭代训练、参数调整、定期更新、增量学习以及多模型融合保持模型适应性。验收指标也采用了可量化要求：分类或诊断准确率不低于 92%，精确率不低于 90%，召回率不低于 88%，F1 不低于 89%，响应时间控制在 1 s 以内。工业系统能否采用某一算法，除离线精度外，还要看这些指标能否在连续运行条件下稳定达到。

3.2 时序深度学习与 MPC 用于复杂动态过程

浮选过程存在明显时滞，多个变量又相互影响，单输入单输出 PID（Proportional–Integral–Derivative）在部分工况下难以兼顾响应速度与质量稳定。窦治衡等[7]采用 WOA-GRU（Whale Optimization Algorithm-Gated Recurrent Unit）建立系统辨识模型，由 GRU 描述过程的时间相关性，再利用鲸鱼优化算法搜索网络参数，并在此基础上引入模型预测控制处理多输入多输出问题。其结果显示，WOA-GRU 相较 NARX（Nonlinear AutoRegressive model with eXogenous inputs）模型的辨识精度提高 51.84%，现场试运行期间较大灰分波动所占比例有所下降。

这类工作的变化在于，预测模型不再只给出一个分析结果，而是开始进入控制器的计算环节。不过，实验模型能够预测并不等于可以直接长期闭环运行。现场还要考虑计算时延、传感器失真、煤质突变以及通信异常等情况，因此控制上下限、联锁条件和人工/常规控制回退仍应保留。对深度学习模型而言，稳定性和异常工况处理能力与精度同样重要。

3.3 深度强化学习面向自主优化的探索

强化学习不依赖固定的输入—输出样本对应关系，而是在与环境交互过程中根据收益不断调整策略，这一特点适合机理难以完整描述的复杂控制问题。秦新凯等[8]在煤泥浮选中提出 AS-DDPG 方法，引入注意力机制，以尾煤灰分为主要控制目标，并在奖励函数中同时考虑质量和药剂回收率。工业试验中，尾煤灰分标准差降至 0.66，同时对捕收剂、起泡剂用量进行了优化。

强化学习的优势是可以直接建立状态、操作与控制收益之间的联系，但这也意味着现场试错代价更高。真正应用前，需要有可信的仿真或历史回放环境，并对动作范围、危险工况和人工干预条件作出明确限制。基于目前的研究基础，它更适合先在浮选等局部环节开展验证，再逐步评估能否进入连续生产，而不是立即替换已经稳定运行的控制器。

3.4 行业大模型由知识检索向辅助决策延伸

大语言模型为选煤厂长期积累的规程、设备资料和故障记录提供了新的组织方式。煤矿领域已有研究将 LoRA 微调（Low-Rank Adaptation）与 RAG（Retrieval-Augmented Generation）结合：相对稳定的专业知识用于模型适配，更新频繁的规程或实时数据通过检索方式动态提供给模型，从而增强专业问答和分析能力[9]。对于选煤厂而言，这种模式更适合处理设备手册、检修记录、操作规程和专家经验等非结构化知识。

需要区分的是，文家坡项目资料只把 AI 大模型列入后续技术探索，并没有提供大模型参与现场控制的运行数据，因此本文不把它作为既有工程成果。较为现实的应用方式，是让大模型承担资料检索、故障解释、报表整理或任务编排，再调用已经验证的诊断和优化算法完成专业计算。阀门动作、供配电操作及安全联锁仍应交由确定性控制系统执行，避免生成式模型直接越过现有安全边界。

4 智慧选煤工程案例及运行成效

4.1 系统总体架构

文家坡选煤厂的数智管控系统采用分层建设方式，包括基础设施、数据源、基础平台、应用和业务

三维展示 5 个层级。视频监控、在线仪表以及 PLC 过程数据先统一接入，再通过流批协同和多模态融合向上层应用提供数据服务。根据项目总结报告，系统在并发访问条件下可支持超过 1000 人同时在线，核心页面响应时间小于 2 s。相比单点智能设备，这一架构更强调不同业务系统共享同一套数据基础，系统总体架构如图 4 所示。

4.2 典型应用场景

设备健康管理以温振一体、温度和压力等传感数据为基础，同时调取历史故障和维修记录，由神经网络与专家知识共同完成状态评估和预警，诊断结果再用于安排维护。原煤分选则关注灰分、粒度、旋流器入口压力和介质密度等变量，利用预训练的灰分—密度—产率关系模型计算分选密度设定值，并据此调节补水阀和分流阀。两个场景分别对应“诊断—维护”和“计算—执行”两种不同闭环形式。

其他环节更多采用成熟控制与经验规则组合，例如配煤环节依据煤质化验与库存数据动态调整配比[10]。磁选机液位由雷达液位计提供测值，PID 结合专家规则调节分流箱开度；板框压滤机依据滤液流量和压力判断循环阶段，当流量降至设定阈值后停止进料并进入卸料，平均单循环时间缩短约 15%。智能润滑按设备运行时长、负载和环境温度调整注油周期与注油量，润滑油耗降低约 18%；停送电环节将电子操作票与五防逻辑校核结合，平均操作时间缩短约 40%。可以看出，案例中的“智能”并非全部依赖复杂 AI，而是根据场景选用传感、规则、模型和控制器的不同组合。

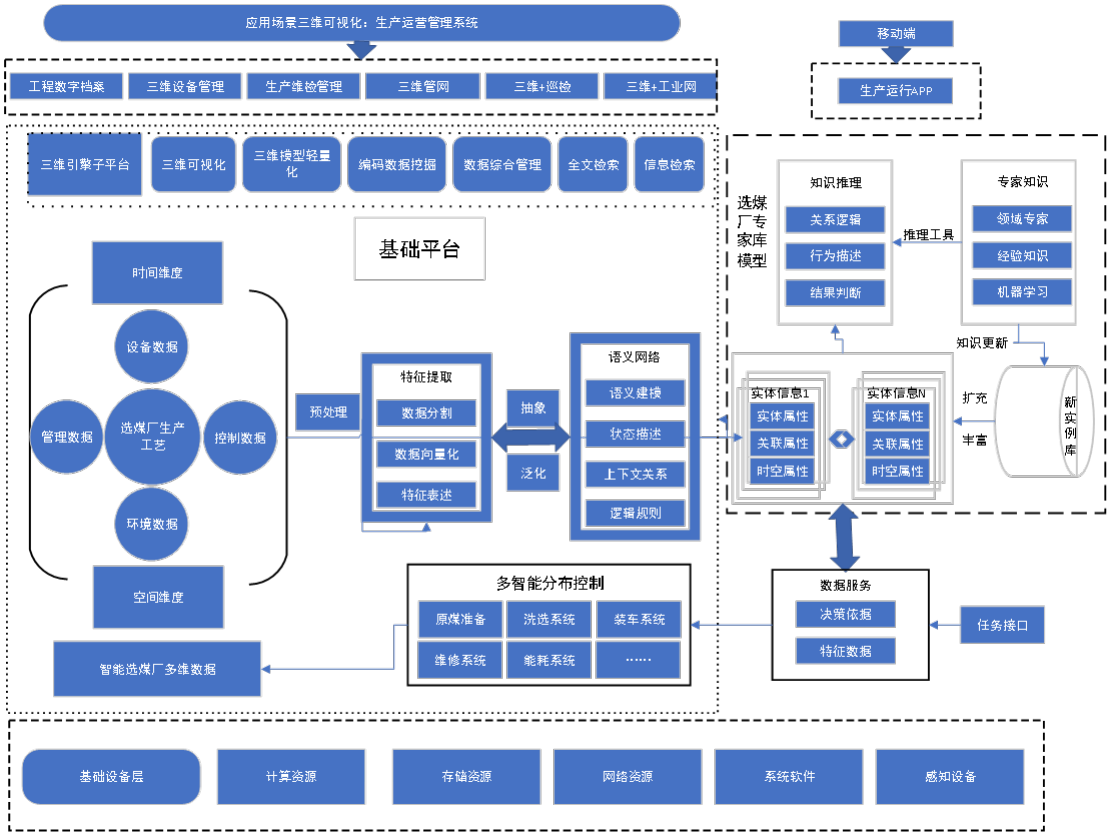


图 4　智慧选煤数智管控一体化总体架构（源自项目总结报告）

4.3 运行与经济效果

按项目最终验收口径，精煤回收率提高 1.1%，介耗降低 16%，日均停机时间减少 0.55 h，运维作业时间减少 6%，设备故障诊断准确率达到 93%。项目测算的年直接经济效益为 341.9 万元，投资回收期约 4 年。研究报告中还记录了系统同时在线人数达到 1200 人、故障排除时间平均缩短至 30 min 以内等运行指标。上述数据分别反映工艺、设备和平台性能，不能简单相加，但可以从不同侧面说明系统改造后的实际效果，典型场景的工程改善效果见图 5。

项目资料中存在一个需要统一的统计口径：试运行阶段曾记录精煤回收率约提高 0.8%，而最终验收

报告和研究报告采用 1.1%。考虑到前者属于阶段性结果，本文在评价总体成效时统一采用最终验收值 1.1%。表 2 中的单项场景指标主要用于展示各模块的改善程度，不再与总体经济和生产指标叠加计算。

5 数智化选煤系统建设与装备配置建议

5.1 感知设备既要测得准，也要便于接入

在普通设备采购中，量程、精度和价格往往是主要比较项；进入数智化系统后，传感器还要长期向模型提供可计算的数据，因此接口开放程度同样重要。温振、液位、压力和煤质在线检测等关键设备，除满足测量精度外，还应核对采样频率、时间戳、通信协议、远程诊断、校准维护以及现场环境适应性。若只能在厂家软件中查看结果、无法读取原始数据，即使仪表本身性能较好，也可能成为新的信息孤岛。

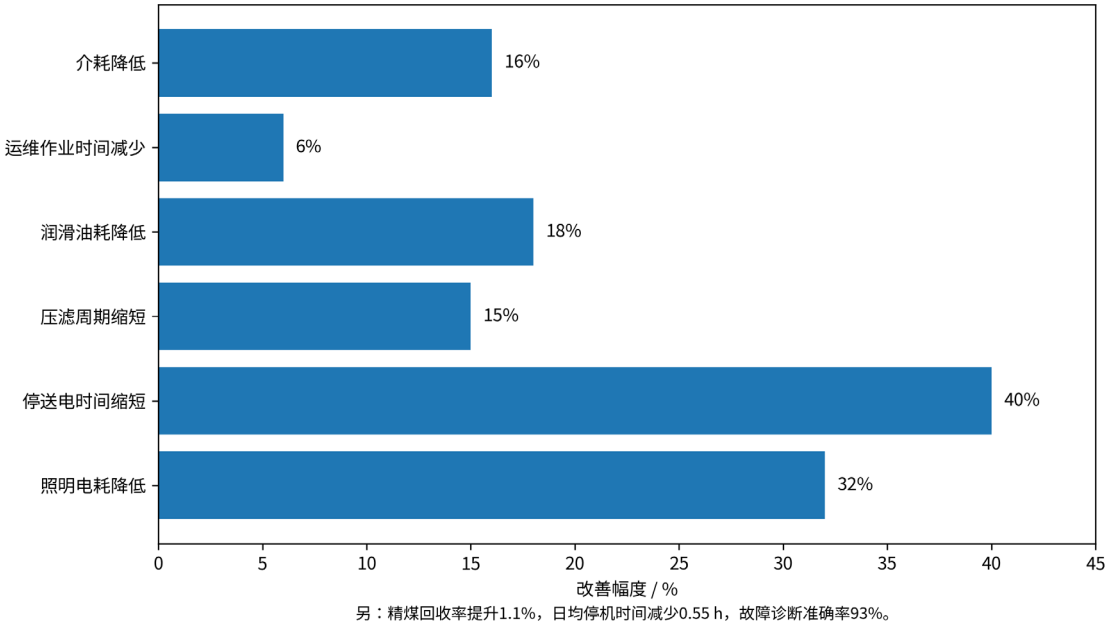


图 5　典型智能应用场景的工程改善效果

注：各数据对应不同业务对象和统计口径，仅反映相关场景的改善情况，不作统一评分。

表 2　文家坡智慧选煤项目典型场景及运行效果

应用环节	主要输入数据	采用方法	控制/处置方式	运行结果
设备健康	温振、温度、压力、故障及维修记录	神经网络+专家知识	预警后形成维护建议	故障诊断准确率 93%；总体日均停机时间减少 0.55 h
原煤分选	灰分、粒度、压力、介质密度	灰分-密度-产率关系模型	计算设定值并调节补水阀/分流阀	试点精煤产率约提高 1.2 个百分点；介耗降低 16%
磁选机液位	液位、底流状态、介质数据	PID+专家规则	自动改变分流箱开度	实现液位精确监控和自动调节
板框压滤	滤液流量、压力	状态阈值+关系判断	达到条件后自动停止进料/卸料	单循环时间平均缩短约 15%
智能润滑	运行时长、负载、环境温度、油压/油位	动态规则模型	按工况自动定量供油	润滑油耗降低约 18%
智能停送电	开关状态、保护信息、操作序列	五防逻辑+数字流程	电子操作票并进行过程校核	平均操作时间缩短约 40%
照明管理	区域、时段、视频/人员活动	分区自适应策略	按区域自动照明	项目总结报告统计电耗降低约 32%

这里的判断来自该项目的数据集成需求，而不是具体品牌之间的采购比较。项目资料明确要求通过 OPC、物联网和标准接口接入多源数据，并把接口规范纳入系统集成内容，但没有提供供应商评分或采购评价表。因此，本文只能提出设备数据开放性的选型原则，不对具体产品作优劣排序。

5.2 平台选型要考虑后续接入和模型更新

软件平台通常要运行多年，而单个算法模型可能

因煤质、设备或工艺变化频繁调整。因而在考察三维展示、报表、报警等现有功能之外，还应关注数据模型是否开放，算法能否单独部署和升级，是否支持实时与历史数据协同处理，以及模型版本、权限和接口能否统一管理。项目采用模块化模型结构和标准接口适应设备更新，这一做法说明，平台封闭程度会直接影响后续算法改造的工作量和成本。

算法采购或委托开发也不宜只看一次演示结果。训练数据归属、评价指标、再训练条件和现场验证方式应在实施阶段明确。设备健康和质量预测模型可以使用准确率、召回率、响应时间等指标评价；工艺优化模型则还要结合产品质量、介耗、能耗以及控制波动情况判断。只有离线精度而缺少现场运行指标，难以作为工业验收的充分依据。

5.3 计算与网络资源应按业务时效分层

选煤厂的数据负荷差异很大：高频过程量要求快速传输，视频占用带宽和存储空间，文档与历史业务数据则更强调长期留存和检索。网络、计算和存储资源因此不宜按单一配置平均分配，而应根据控制时延、并发访问、留存周期和训练需求分层。与安全和连续生产直接相关的实时控制宜保留在 PLC 或边缘侧，上层平台负责跨系统分析和优化，计算量较大的模型训练可放在服务器侧完成。

该项目建设万兆环网和无线覆盖，并通过压力测试检验大数据量、多用户访问时的系统响应。对于实际项目验收，这类并发和响应指标比单列服务器 CPU（Central Processing Unit）、内存等硬件参数更有意义，因为它们直接反映系统在业务负荷下是否还能正常使用。

6 工程落地中的关键问题与技术走向

6.1 数据质量决定模型的可用边界

从工程应用看，限制选煤人工智能效果的往往不是缺少新的算法，而是数据本身不够稳定。标签是否准确、仪表是否漂移、不同系统时间是否同步、历史数据是否覆盖异常工况，都会直接影响模型训练和在线判断。相关研究也把在线检测仪表精度不足、智能系统稳定性和后期维护列为共性问题[3]。因此，数据质量监测、传感器漂移识别、主数据管理和数据血缘不应只在项目建设阶段处理，而应成为平台长期运行的一部分。

6.2 模型运维将从一次训练转向持续更新

文家坡项目已经使用定期更新、增量学习、多模型融合和反馈调整等方法。实际运行中，原煤性质、设备磨损程度和操作条件都会变化，模型很难在一次训练后长期保持相同精度。后续系统需要记录模型版本、适用工况和性能变化，明确何时重新训练、何时停用旧模型；当模型置信度下降或超出适用范围时，还应能够退回专家规则或人工控制。模型生命周期管理因此会逐渐成为平台日常运维工作，而不只是算法人员的开发任务。

6.3 复杂控制将更多采用孪生验证与智能算法协同

WOA-GRU+MPC 与 AS-DDPG 等研究表明，复杂浮选控制正在尝试把时序模型、预测控制和强化学习引入传统 PID 之外的调节环节[7-8]。较为稳妥的工程路径并不是让新算法直接接管现场，而是先在数字孪生或高可信仿真环境中回放典型工况，对控制动作、边界条件和异常响应进行验证，再决定哪些参数可以下发到物理系统。这样可以把部分“试错”留在虚拟环境中，降低生产侧的验证风险。

6.4 行业大模型更适合作为知识与工具的交互层

LoRA 微调、RAG 和向量数据库使大模型有可能同时利用企业内部知识与更新中的生产信息[9]。在选煤厂，可将操作规程、设备手册、历史故障和煤质报告组织成可检索知识源，再由大模型完成自然语言查询、异常原因解释和任务分解；需要数值判断时，再调用设备诊断、质量预测或优化算法。按照这一定位，大模型承担的是上层交互和辅助决策，而 PLC、安全联锁等确定性系统仍保留最终控制权。

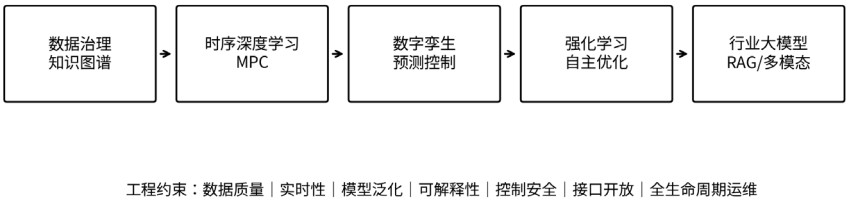


图 6　数智化选煤技术可能的演进方向

6.5 建设评价需转向开放性与全生命周期

智能化项目进入长期运行阶段后，实际收益不只取决于建设时采用了多少新技术。传感器能否持续校准、接口后续是否仍可调用、算法有没有更新条件、平台能否扩展以及供应商能否提供持续运维，都会影响系统数年后的可用程度。因此，项目评价除了初期投资和功能数量，还应增加可维护性、接口开放度和升级成本等指标，把一次性建设效果与长期使用价值区分开来，数智化选煤技术可能的演进方向如图 6 所示。

7 结论

（1）选煤数智化首先是数据基础的变化。现场数据来源已从单一 PLC 过程量扩展到 OPC 接入的仪表数据、物联网传感、视频、业务系统和文档资料，并在此基础上开展清洗、标准化、流批协同、多模态关联和知识组织。数据不再只用于记录运行状态，而是成为设备诊断、模型训练和工艺分析的输入。

（2）目前尚不存在适用于全部选煤场景的单一人工智能技术。神经网络、回归、SVM（Support Vector Machine）、聚类和专家规则在工程中应用较成熟；GRU+MPC 等方法开始处理具有时滞和耦合特征的过程；强化学习仍处于局部工艺验证阶段；行业大模型则更适合连接规程、历史记录、实时数据和专业算法，承担知识检索与辅助分析。

（3）文家坡案例说明，数智系统的效果来自数据、算法、经验规则和控制系统的共同作用。按最终验收数据，精煤回收率提高 1.1%，介耗下降 16%，日均停机时间减少 0.55 h，故障诊断准确率达到 93%，年直接经济效益为 341.9 万元。上述结果表明，只有把模型嵌入具体分选、设备运维和辅助管理环节，数据与 AI 投入才可能转化为可核算的生产收益。

（4）下一阶段的重点并非简单增加算法数量，而是解决长期运行问题，包括数据标准与质量控制、模型在不同煤质和工况下的泛化、持续学习与回退机制、数字孪生闭环验证、强化学习的安全约束、大模型可信使用以及平台接口开放等。相应地，系统和设备采购评价也应由“功能是否具备”进一步转向数据是否可用、算法是否可更新、接口是否便于集成以及全生命周期服务是否可持续。

参考文献

[1] 母长春, 杨国峰. 我国智能化选煤厂技术发展与展望[J]. 选煤技术, 2024, 52(3): 1-8.

[2] 申斌学. 基于矿山工业互联网的选煤厂智能管控体系设计与关键技术[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(9): 210-219.

[3] 匡亚莉, 王章国, 王光辉, 等. 选煤厂智能化建设关键技术研究进展[J]. 选煤技术, 2023, 51(6).

[4] 孙丙科. 韩家村选煤厂智能化改造设计与实践[J]. 选煤技术, 2024, 52(3): 85-91.

[5] 赵欣, 张树森. 面向选煤厂领域知识图谱的数据分类方法[J]. 选煤技术, 2024, 52(2): 73-79.

[6] 裴俊, 孟令声, 李元清, 等. 数字孪生技术在选煤厂的研究与应用[J]. 选煤技术, 2023, 51(3): 94-99.

[7] 窦治衡, 王然风, 秦新凯, 等. 基于 WOA-GRU 模型的煤泥浮选智能控制研究[J]. 工矿自动化, 2025, 51(4): 153-159,168.

[8] 秦新凯, 王然风, 付翔, 等. 基于无模型深度强化学习的煤泥浮选智能控制研究[J]. 工矿自动化, 2025, 51(8): 25-33.

[9] 秦一凡, 付翔, 张智星, 等. 基于 LoRA 微调与 RAG 融合的煤矿专业大模型应用关键技术[J]. 工矿自动化, 2025, 51(8): 34-42,50.

[10] 张海涛. 选煤厂智能配煤系统研究与应用[J]. 选煤技术, 2024, 52(3): 80-84.

版权声明：©2026 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。
https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
OPEN ACCESS