智能化化工生产系统的优化与实践

田　振　邱明刚
山东裕龙石化有限公司　山东　烟台　265702

摘　要：智能化化工生产系统是流程工业数字化转型的核心载体，其优化与实践涉及数据感知、模型驱动、决策闭环与安全管控等多个维度。本文从系统架构、数据治理、智能建模、协同优化及安全可靠性五个层面，系统阐述智能化生产系统的优化路径，并探讨知识图谱与大型语言模型等新兴技术带来的范式变革。研究指出，智能化优化的本质在于将工艺机理、运行数据与专家经验进行深度耦合，通过“感知—认知—决策—执行”的闭环迭代，实现生产指标、能耗物耗与安全风险的多目标协同。同时，系统实践必须正视数据质量、模型泛化、组织适应性等现实约束，构建面向全生命周期的持续改进机制。本文旨在为化工企业智能化转型提供理论框架与方法论参考。

关键词：智能化化工生产；系统优化；数据治理；混合建模；协同决策

引言

近年来，全球化工行业面临资源约束、环保趋严、市场波动等多重压力，传统以经验操作和局部控制为主的生产管理模式已难以适应高质量发展要求。以物联网、大数据、人工智能为代表的新一代信息技术，为化工生产系统的全面优化提供了新的技术可能。然而，智能化并非单纯的技术叠加，而是涉及生产全流程、管理全层次、数据全周期的系统性变革。当前，许多化工企业在智能化实践中存在“重硬件轻软件、重采集轻分析、重展示轻决策”的倾向，导致系统效能未能充分释放。因此，有必要从系统科学的视角，重新审视智能化化工生产系统的优化目标、实现路径与关键约束。

1 智能化化工生产系统的体系架构与优化目标

1.1 系统层级划分与功能定位

智能化化工生产系统通常可划分为五个层级：现场感知层（仪表、传感器、执行机构）、数据接入层（采集、传输、预处理）、信息融合层（数据库、数据湖、实时数仓）、分析决策层（模型库、算法引擎、优化器）以及应用交互层（操作界面、报警管理、调度指挥）。各层级之间并非简单的单向数据流，而是构成双向闭环——上层决策指令下发至执行机构，下层实时数据反馈至模型更新。优化实践的首要任务，就是厘清各层级的职责边界与接口标准，避免功能重叠或信息孤岛。

1.2 多目标优化的内涵与权衡

化工生产系统的优化不是单一指标的最大化或最小化，而是产量、收率、能耗、排放、安全风险、操作平稳性等多个目标的动态权衡。智能化优化的先进性，体现在能够根据市场信号、设备状态和环境约束，实时调整优化权重，实现“柔性优化”[1]。例如，当原料性质波动较大时，系统应自动提高鲁棒性指标的权重；当设备健康度下降时，则应优先保障安全边际。这种多目标、变权重的优化策略，是传统PID控制和单目标规划难以胜任的，也是智能化系统发挥价值的关键所在。

2 数据治理与信息融合：优化的基石

2.1 数据质量问题的系统性剖析

化工生产数据具有高维、强噪声、不等间隔、多尺度等特点，且常伴有缺失值、离群点和仪表漂移。许多优化模型性能不佳，根源往往不在算法本身，而在于数据质量。系统性数据治理应当涵盖完整性检查、一致性校验、时效性保障和准确性标定四个维度。需要指出的是，数据治理不是一次性工程，而应嵌入生产运行的常态化流程中，建立数据质量监控指标体系，并设置自动清洗与人工复核相结合的处置机制。

2.2 多源异构数据的融合策略

化工现场同时存在结构化数据（DCS历史数据、质检化验数据）、半结构化数据（操作日志、交接班记录）和非结构化数据（设备维护报告、红外热像图、振动频谱）。有效的融合策略应当遵循“时空对齐—特征提取—语义关联”的三步走原则。时空对齐解决不同采样频率和时滞问题；特征提取采用统计量、频域特征、趋势特征等多维描述；语义关联则借助工艺拓扑知识，将不同测点之间的因果或相关关系显式表达，从而为后续建模提供先验指导。

2.3 数据湖与数字孪生体的构建

从优化实践角度看，单纯的数据存储已不敷所需，应构建面向对象的数据湖体系，按照装置、工序、批次等维度组织数据资产。在此基础上，数字孪生体是数据治理的高级形态——它不仅包含历史数据和实时数据，

还嵌入机理模型、经验关联式和规则库，能够对生产状态进行多分辨率映射和推演。数字孪生的优化价值在于，它允许操作人员在虚拟空间中预演调整方案，从而减少实际试错成本。

3 智能建模与预测：优化的核心引擎

3.1 机理驱动与数据驱动的融合建模

纯机理模型（如严格机理的微分方程组）精度高但求解耗时，且对未知扰动缺乏自适应能力；纯数据驱动模型（如神经网络、支持向量机）拟合能力强但外推性差，且难以保证物理一致性。融合建模的主流路径有三类：一是机理模型提供残差或偏差项，由数据模型进行补偿校正；二是数据模型在机理模型的结构框架内进行参数辨识或修正；三是将机理知识作为正则化约束或损失函数的惩罚项，引导数据模型的学习方向[2]。混合建模不仅提升了预测精度和泛化能力，更重要的是增强了模型的可解释性，这对于化工操作人员接受和信任智能系统至关重要。

3.2 面向动态过程的时序预测方法

化工过程本质上是动态的，存在惯性、滞后和耦合效应。传统的静态回归模型难以捕捉过程演变规律。时序预测方法如长短期记忆网络（LSTM）、门控循环单元（GRU）以及基于自注意力机制的Transformer架构，能够有效提取长时间依赖关系。但从优化实用性出发，单纯提高预测精度并不足够，还需提供预测区间或置信度，以量化不确定性。贝叶斯深度学习或集成学习框架可以在预测值之外给出方差估计，为后续决策提供风险信息。

3.3 模型生命周期管理

模型投入运行后，由于原料变化、催化剂老化、环境温度波动等因素，其性能会逐渐衰退。因此，优化实践必须包含模型生命周期管理，涵盖在线性能监控、漂移检测、自动或半自动重训练、版本控制与回滚机制。这一环节往往被忽视，却是保证智能化系统长期有效运行的关键。建议建立模型健康度评分指标，结合AUC、RMSE等统计量和工艺约束违反率，形成预警—评估—更新—验证的闭环流程。

4 协同决策与闭环优化：从局部最优到全局最优

4.1 单元级、装置级与工厂级的分层协调

化工生产系统具有鲜明的层次结构：底层回路控制（毫秒级）、单元级先进控制（分钟级）、装置级实时优化（小时级）以及工厂级生产计划（天级）。智能化优化的难点在于不同时间尺度和空间尺度的决策如何协调一致。分层递阶架构中，上层为下层提供设定值或边界条件，下层为上层反馈执行效果，但各层目标函数可能存在冲突。为此，可采用协调变量和惩罚因子的方法，将下层偏差转化为上层约束，或采用分布式优化算法，在保持各层自主性的同时实现全局趋优。

4.2 计划调度与操作控制的集成优化

传统模式下，生产计划由ERP层制定，调度由MES层执行，操作由DCS层完成，三者之间信息传递滞后且缺乏反馈修正。智能化优化倡导“计划—调度—控制”一体化，即将市场订单、库存水平、设备可用率、能源价格等外部信息纳入优化模型，同步决策生产方案、切换顺序和操作参数[3]。这种集成化需要求解大规模混合整数非线性规划（MINLP），计算负担重。实践中可采用滚动时域优化和分解协调策略，将大问题拆解为若干子问题，通过迭代交换边界信息实现近似全局最优。

4.3 人机协同的决策模式

必须清醒认识到，在可预见的未来，化工生产无法实现完全自动化决策。智能化优化系统应定位为“决策支持”而非“决策替代”。人机协同的核心在于：系统提供多方案比选、风险提示和推荐理由，操作人员或调度员行使最终确认权。优秀的交互设计应使系统推荐结果透明可追溯，例如通过可视化显示优化变量的灵敏度、可行域边界和潜在约束违反情况。同时，系统应具备学习操作人员偏好和修正历史决策反馈的能力，从而逐步实现“人在回路”向“人监督回路”的演进。

5 安全可靠性与系统韧性：优化的硬约束

5.1 智能预警与异常态势感知

化工安全是优化生产的不可逾越的红线。智能化系统在优化生产指标的同时，必须内置安全监测与预警功能。不同于传统阈值报警，智能预警基于多变量状态评估和趋势预测，能够识别早期异常征兆，如温度梯度异常变化、压力波动模式变异、组分浓度偏离潜在轨迹等。采用基于图神经网络或因果推断的方法，可以定位异常源头并评估其传播路径，为处置争取时间窗口。

5.2 容错控制与降级运行策略

任何智能模型和硬件设备都存在故障概率。优化实践应当预先设计容错机制：当某个传感器失效、通信中断或模型输出可疑时，系统应自动切换至冗余测点、备用模型或保守控制模式，确保生产不失控。降级运行策略需要明确不同故障等级对应的操作边界，并形成标准处置预案。这些预案本身也应是知识库的一部分，随着运行经验的积累不断更新完善。

5.3 网络安全与数据隐私保护

随着生产系统与办公网络、云平台的互联加深，网

络安全风险日益突出。智能化优化系统必须从设计阶段就融入安全架构，包括网络隔离、加密通信、访问控制、入侵检测和日志审计等措施[4]。同时，化工企业的工艺参数和操作数据属于核心商业秘密，在利用外部算力或第三方服务时，需采用差分隐私、联邦学习或同态加密等技术手段，实现数据可用不可见。

6 实践中的关键挑战与应对策略

6.1 组织变革与人才梯队建设

智能化优化的最大挑战往往不在技术，而在组织和文化。传统化工企业习惯于经验主导的决策方式，操作人员对“黑箱”模型存有疑虑。应对策略包括：建立跨专业融合的数字化团队（工艺、设备、仪表、IT、数据科学），开展分层级的能力培训，设置渐进式KPI考核——初期以“辅助命中率”和“建议采纳率”作为评价指标，而非直接与经济效益挂钩，从而降低抵触心理。

6.2 标准化与开放生态建设

当前，不同厂商的系统接口、数据格式、模型协议各异，导致系统集成成本高、更换困难。企业应积极推动内部数据标准和接口规范的统一，优先选用支持OPCUA、MQTT等开放协议的产品，在采购合同中明确数据所有权和可移植性条款。此外，应参与行业级或国家级的智能工厂标准制定，促进更广泛的互操作性。

6.3 持续改进与知识沉淀机制

智能化系统不是一次上线、永久运行。应当建立“运行—评估—反馈—迭代”的持续改进闭环，定期回顾优化决策的实际执行效果，分析偏差原因，更新模型参数或规则库。同时，每次异常事件、每次大修调整、每次工艺变更，都应作为知识资产沉淀到系统中，形成企业特有的智能知识图谱，使系统随着服役年限增长而“越用越聪明”。

7 新兴技术驱动下的未来趋势

7.1 知识图谱赋能工艺认知

知识图谱能够将分散在操作规程、事故案例、科研文献中的碎片化知识进行结构化表达，并与实时数据关联，形成“数据+知识”双驱动的推理引擎。在优化实践中，知识图谱可用于故障原因追溯、操作建议生成、相似工况检索等场景，弥补纯数据模型在稀疏数据区域的不足。

7.2 大型语言模型在操作交互中的应用

以大型语言模型（LLM）为代表的生成式AI，为智能化系统的人机交互带来新范式。操作人员可以直接用自然语言提问“为什么塔顶温度持续上升”，系统通过调用后台模型和知识库，生成可读性强的解释和处置建议。尽管LLM在严谨性方面仍需约束，但其在辅助培训、文档生成、日志自动归纳等方面已展现出实用潜力。

7.3 自主智能与自适应优化

远期来看，智能化化工生产系统将向自主智能演进——系统能够在目标设定范围内，自主感知状态、制定策略、执行动作并评估效果，仅在超出边界或遇到新颖工况时请示人工。自适应优化则要求系统具备在线增量学习和迁移学习能力，能够快速适配原料切换、负荷调整和季节变化。这些方向的研究已初现曙光，但距离大规模工程应用仍需攻克可解释性、安全验证和监管法规等障碍。

8 结语

本文构建了智能化化工生产系统的完整理论框架，涵盖架构、数据治理、建模及协同决策等维度。核心观点指出，优化本质在于有机融合工艺机理、运行数据与专家经验，并通过闭环迭代实现持续演进。需清醒认识到，智能化非万能药，其效能受限于数据基础、模型泛化能力及人员适应度，应秉持务实态度渐进推进。未来，随着知识图谱、大模型及自主智能技术成熟，系统将向更聪明、韧性和可持续方向发展，但安全可靠与人机协同始终是不可动摇的基石。本文旨在为化工行业智能化转型提供参考与启迪。

参考文献

[1]陈曦,王建平,刘志强.基于数字孪生的化工过程智能优化方法研究进展[J].化工学报,2024,75(3):821-835.

[2]李华,张伟民,赵刚.数据驱动与机理融合建模在石化生产中的应用综述[J].石油化工自动化,2023,59(6):1-9.

[3]孙晓东,周明,郑凯.面向多目标优化的化工过程协同决策系统设计[J].控制工程,2025,32(1):112-120.

[4]吴建国,杨丽萍,陈浩.化工企业数据治理体系建设与实践路径研究[J].化工管理,2024,(22):45-52.