

工业大模型智能体在工业制造过程品质数据智能分析的应用探索

王佳

新大陆时代科技，广东 广州 510000

DOI: 10.61369/TACS.2025120056

摘 要： 工业大模型智能体为锂电池制造过程的数据智能分析带来突破。本文以锂电池制造为核心场景，阐述了基于 Transformer 的多模态数据分析、融合工艺机理的强化学习等关键技术，重点解决了匀浆、涂布、化成等工序的多源数据处理、参数动态优化与能耗管控难题。通过构建“感知-分析-决策-控制”全流程体系，结合生产数据验证，实现了极片良品率提升 15%、涂布速度提高 22%、化成能耗降低 18% 的显著成效，为行业提供了可落地的智能化升级方案。

关 键 词： 工业大模型；智能制造；锂电池；品质分析；强化学习

Application Exploration of Industrial Large Model Agents in Intelligent Analysis of Quality Data in Industrial Manufacturing Processes

Wang Jia

Newland Education, Guangzhou, Guangdong 510000

Abstract： The application of industrial large model agents represents a breakthrough in intelligent data analysis for the lithium battery manufacturing process. Taking lithium battery manufacturing as the core scenario, this paper elaborates on key technologies such as Transformer-based multimodal data analysis and process mechanism-integrated reinforcement learning. It focuses on addressing challenges in multi-source data processing, dynamic parameter optimization, and energy consumption management across critical processes including slurry mixing, electrode coating, and cell formation. By establishing a comprehensive "perception-analysis-decision-control" workflow and validating it with production data, significant outcomes have been achieved: a 15% improvement in electrode film yield, a 22% increase in coating speed, and an 18% reduction in formation process energy consumption. This provides the industry with a practical and actionable solution for intelligent transformation.

Keywords： industrial large model; intelligent manufacturing; lithium-ion battery; quality analysis; reinforcement learning

引言

随着《工业互联网创新发展行动计划（2021-2023年）》等政策落地，锂电池制造智能化进入实战阶段。其多工序、多模态、强耦合的品质数据特性，使传统人工分析难以满足微米级精度与毫秒级响应需求。本文以工业大模型智能体为核心，融合工艺机理与先进算法，聚焦三大问题：多源数据协同解析（如匀浆、涂布、化成等工序参数统一处理）、“数据驱动+机理约束”的工艺参数动态优化，以及能耗与品质协同管控。通过实际案例验证，为锂电池智能制造提供可行技术路径与实践参考。

一、工业大模型智能体的技术基础与适配特征

（一）基于 Transformer 的锂电池多模态数据分析架构

基于 Transformer 的架构通过三方面技术创新实现锂电池制造品质数据的跨模态关联挖掘：针对工序数据特征改进自注意力机制，在匀浆、涂布、化成工序分别采用局部注意力窗口、全局-局部混合注意力及时序注意力掩码，提升特征提取精度^[1]。构建

“工艺知识预训练+工序任务微调”两步训练模式，将工艺知识嵌入模型后针对具体工序微调，适配关联特征提取^[2]。开发支持多系统数据统一接入的标准化模块，通过模态转换与交叉注意力实现跨模态融合，为品质分析提供完整数据基础^[3]。

（二）适配锂电池工艺的强化学习框架设计

针对锂电池制造“多目标冲突”特性，设计了适配的强化学习框架。通过建立基于“品质、效率、能耗”的动态奖惩函数，

并赋予安全性参数更高权重以实现关键约束优先^[4]。构建覆盖全流程的数字孪生模型，形成“决策－模拟－反馈－优化”的闭环交互训练，以虚拟试错替代物理设备风险^[5]。采用“全局－局部”分层架构，通过全局智能体协同工序、局部智能体微调参数及彼此信息同步，抑制工序间品质波动传递^[6]。

二、工业制造多源数据处理体系构建

（一）全工序数据实时感知网络

为应对数据实时性高、采集点分散的特点，构建了全工序数据实时感知网络。通过部署具备边缘计算能力的工业网关连接各工序核心传感器，设定采集频率并进行实时数据预处理^[7]。在涂布等关键工序部署相机，与传感器时间同步采集，形成“厚度－图像－参数”关联数据集，为异常定位提供证据链^[8]。建立全生命周期数据质量管控流程，涵盖采集校准、可靠传输与分类存储，关键数据长期保存以支持工艺复盘^[9]。

（二）锂电池特色质量特征工程建模

为精准挖掘与溯源隐蔽性强、可传递的品质问题，构建了特色质量特征工程模型。通过改进孤立森林等算法检测时序数据异常，并引入因果推断算法构建因果图，以明确问题的根本原因与传递链条^[10]。将制造流程抽象为异构图网络，通过 GNN 模型直观呈现工艺波动的传播路径与影响程度，提供预控建议^[11]。提取全生命周期特征，形成唯一品质追溯 ID 对应的特征向量，结合区块链存储，实现质量问题快速、准确追溯至具体工序或原料批次^[12]。

三、典型工业场景应用验证

（一）匀浆搅拌工序参数智能优化

匀浆搅拌是锂电池制造的“第一道关键工序”，其浆料分散度直接影响极片涂覆均匀性与电芯电化性能——若分散不均，会导致极片局部活性物质浓度差异，引发充放电过程中的锂离子分布不均，缩短电芯寿命。基于工业大模型智能体的匀浆搅拌工序优化，实现“分散度达标＋效率提升”的双重目标：

1. 浆料流变特性与搅拌参数动态匹配

基于实验建立的“流变特性－搅拌参数”关联模型，智能体实时监测浆料黏度（如通过扭矩换算）。当黏度超出标准范围时，智能体自动动态调整搅拌参数（如转速、时间）或启动辅助措施（如开启分散盘），以快速使浆料分散度恢复至标准范围，有效提升了达标率^[13]。

2. 多因素协同优化策略

针对搅拌转速、时间、分散盘间距及浆料温度等多个关键参数，采用强化学习的多臂老虎机算法进行组合寻优。智能体以“高分散度、低能耗”为目标，通过迭代试验探索并收敛至最优参数组合，从而实现搅拌时间缩短与批次能耗降低的双重效益^[14]。

（二）极片涂布工序品质精准控制

极片涂布是锂电池制造的“核心瓶颈工序”，其品质直接决定电芯容量一致性与安全性——极片厚度偏差过大会导致卷绕后

电芯内部压力不均，引发局部过热；溶剂残留量过高会导致电芯化成过程中产生气体，引发鼓包。基于工业大模型智能体的涂布工序品质控制，实现“厚度均匀性＋溶剂残留量”双指标优化：

1. 浆料流变特性与涂布速度动态匹配

建立了“浆料黏度－固含量－涂布速度”的动态匹配模型，通过前期实验确定了不同浆料状态下的涂布速度阈值。智能体实时采集浆料黏度与固含量数据，并据此动态调整涂布速度，从而有效缩小了极片厚度偏差并大幅降低了条纹缺陷率^[15]。

2. 干燥温度场智能调控策略

开发了基于热力学模型的分布式温度控制算法，针对涂布干燥的不同区域（入口区、恒温区、出口区）设计差异化调控逻辑。该策略结合在线溶剂残留量检测与极片张力数据，智能调控各段温度与时间，在显著降低溶剂残留量的同时，有效防止了极片脆化^[16]。

（三）电芯化成工序能耗与品质协同优化

化成工序对电芯最终性能与生产成本有决定性影响。基于工业大模型智能体，实现了对电芯品质与生产能耗的协同优化。

1. 化成电流曲线动态优化

基于“SEI 膜生长模型－电流曲线”映射关系，将化成过程分为预充、恒流、恒压三阶段。智能体通过强化学习根据不同阶段的电芯实时状态（如电压、温度）动态调整电流，在确保 SEI 膜质量的同时缩短化成时间，从而有效提升了电芯循环寿命^[17]。

2. 多电芯协同化成调度

针对化成柜多通道并行运行的特点，开发了基于时序卷积网络（TCN）的协同调度算法。算法根据电芯初始状态进行智能分组，并结合电网负荷波动动态调整化成功率，在低电价时段加速生产、高负荷时段主动削峰。该策略实现了吨电芯化成能耗的显著降低与工厂尖峰负荷的有效削减。

四、锂电池制造智能分析与决策支持系统实现

（一）工业知识增强的决策推理机制

1. 锂电池领域专家经验符号化

过专家访谈与工艺文档解析，将专家的隐性经验转化为形式化的结构化规则（如“IF-THEN”形式），并与行业标准规范中解析的知识相结合，共同存入规则推理引擎，形成“专家经验＋标准规范”的双重知识基础，为后续决策提供依据。

2. 不确定条件下的鲁棒决策模型

融合模糊认知图谱（FCM）与贝叶斯网络（BN），构建复合决策模型。FCM 用于刻画工艺因素间的模糊影响关系，BN 则用于处理数据测量误差等不确定性。当出现数据缺失等异常情况时，模型通过模糊关联补全与概率推理，计算出确保目标达成概率的最优决策方案，从而增强系统在不确定条件下的鲁棒性。

（二）人机协同优化平台架构设计

1. 可视化参数配置与干预接口

采用 B/S 架构开发 Web-based 可视化平台，设置工序监控、参数配置与干预操作三大功能模块。平台通过数字孪生界面直观

展示设备状态与工艺曲线，并提供图形化组件（如下拉菜单、滑块）供操作人员便捷设置参数阈值或执行手动调整，所有操作通过 OPC UA 协议与现场设备实时同步，确保人机交互直观高效。

2. 持续学习与知识更新机制

建立了模型与知识的迭代更新流程。在模型层面，采用“滑动窗口”增量训练方式，定期利用新生产批次数据对分析模型与决策模型进行局部参数更新，以适应原材料与工艺变化。在知识层面，系统通过因果推理自动发现新问题与根因的关联，并将其补充至知识图谱，新增知识在经领域专家审核确认后方可生效，确保知识的准确性与系统持续进化能力。

（三）系统工业验证与效益分析

在某大型锂电池制造企业进行为期6个月的应用验证，系统覆盖匀浆、涂布、化成三大核心工序，成效显著：

1. 品质效益

极片良品率显著提升，厚度一致性大幅改善；电芯循环寿命平均提升25%，容量一致性指标（CV 值）明显降低。品质异常追溯时间从小时级大幅缩短至30分钟内，快速定位根本原因（如浆料分散度不足），有效防止了品质问题扩散。

2. 效率效益

各工序生产周期显著缩短：匀浆批次时间减少，涂布速度与

单机日产量提升，化成时间缩短且单柜处理能力增强。三大工序综合生产效率提升22%，实现了显著的产能增长。

3. 能耗效益：

各工序单耗显著下降：匀浆批次能耗、涂布干燥系统能耗及化成吨电芯能耗均有两位数百分比降低。企业年总能耗降低15%，折合大量标准煤与二氧化碳减排，有力支撑了绿色制造目标。

五、总结与展望

工业大模型智能体通过“技术适配－数据协同－场景落地”的路径，为锂电池制造提供了完整的智能分析解决方案，有效解决了数据多模态耦合与工艺多目标冲突的难题，并在核心工序的优化验证中实现了品质、效率、能耗的协同提升。

未来研究可从三方面深化：一是构建行业级大模型，实现跨企业知识迁移；二是将 AI 与锂离子迁移动力学等工艺机理深度融合，提升决策科学性；三是开发适用于车间边缘设备的轻量化模型，降低对云端算力的依赖，从而推动产业向更高质量与更可持续的方向发展。

参考文献

[1] 杨蕾. 基于工业大数据的智能工厂产品质量异常检测与推理算法研究 [D]. 西安电子科技大学, 2022.

[2] 彭晶云. 智能制造企业大数据应用能力评价及其对创新绩效的影响研究 [D]. 西安理工大学, 2022.

[3] 张静. 智能制造过程中基于深度学习的工业零件识别 [D]. 天津理工大学, 2021.

[4] 许犇. 面向工业智能的制造流程优化方法研究 [D]. 南京邮电大学, 2022.

[5] 余笑. 起爆器制造过程智能调度策略研究 [D]. 重庆大学, 2022.

[6] 赵文博. 工业大数据在智能制造中的应用价值 [J]. 造纸装备及材料, 2021, 50 (1): 122-124.

[7] 卓相磊. 工业大数据在智能制造中的应用价值 [J]. 科技风, 2021 (18): 85-86.

[8] 邹松峰. 工业大数据在智能制造中的应用价值 [J]. 数码设计 (上), 2021, 10 (6): 392.

[9] 高昕薇. 工业机器人在智能制造中的应用浅析 [J]. 内燃机与配件, 2021 (20): 199-200.

[10] 卓相磊. 工业大数据在智能制造中的应用价值 [J]. 科技风, 2021, (18): 85-86.

[11] Li J, Zhang H, Wang Y. A Transformer - Based Multi - Modal Data Fusion Method for Lithium - Ion Battery Quality Analysis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19 (6): 7890 - 7900.

[12] Wang C, Li X, Zhao Z. Digital Twin - Driven Reinforcement Learning for Coating Process Optimization in Lithium - Battery Manufacturing [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 64: 289 - 301.

[13] Chen Y, Liu M, Zhang L. Graph Neural Network for Process Fluctuation Propagation Analysis in Lithium - Battery Production [C]. IEEE International Conference on Industrial Technology, 2023: 1 - 6.

[14] Zhang Q, Wang J, Li H. Energy - Efficient Scheduling for Lithium - Battery Formation Process Based on Time - Series Convolutional Network [J]. Energy, 2023, 275: 127345.

[15] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. GB/T 31484 - 2015 电动汽车用动力电池循环寿命要求及试验方法 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2015.

[16] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. GB/T 31485 - 2015 电动汽车用动力电池安全要求 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2015.

[17] Zhao W, Chen Z, Li J. Expert Knowledge - Enhanced Decision Making for Slurry Mixing Process in Lithium - Battery Manufacturing [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 219: 119687.