

大模型 Agent 对工业能耗智能控制的作用探究

王佳

新大陆时代科技, 广东 广州 510000

DOI: 10.61369/TACS.2025090005

摘 要 : 大模型 Agent 融合多模态感知、强化学习框架及自主决策机制, 可精准适配锂离子方壳电池制造的高能耗、多工序、强耦合特性, 解决现行能耗控制体系在动态工况响应滞后、多源数据融合不畅等瓶颈问题, 实现极片干燥、电芯化成、模组组装等核心工序的能耗实时优化与设备集群协同控制。本文以锂离子方壳电池制造全流程为研究场景, 深化大模型 Agent 的技术原理与工业适配性分析, 结合实际生产案例验证其节能成效, 同时针对实时性保障、异常容错、可解释性等关键技术挑战提出解决方案。研究表明, 大模型 Agent 可使锂离子方壳电池制造综合能耗降低 18%–22%, 为新能源行业能耗智能控制提供可落地的技术路径, 未来数字孪生与物理信息融合技术的结合将进一步拓展其应用边界。

关 键 词 : 大模型 Agent; 工业能耗智能控制; 锂离子方壳电池制造; 多源数据融合; 数字孪生

Exploring the Role of Large Model Agents in Intelligent Control of Industrial Energy Consumption

Wang Jia

Newland Era-Tech, Guangzhou, Guangdong 510000

Abstract : Large Model Agents integrate multimodal perception, reinforcement learning frameworks, and autonomous decision-making mechanisms, which can accurately adapt to the high energy consumption, multi-process, and strong coupling characteristics of lithium-ion prismatic battery manufacturing. They solve the bottlenecks of the current energy consumption control system, such as lagging response to dynamic working conditions and poor multi-source data fusion, and realize real-time energy consumption optimization and equipment cluster collaborative control in core processes such as pole piece drying, cell formation, and module assembly. Taking the whole process of lithium-ion prismatic battery manufacturing as the research scenario, this paper deepens the analysis of the technical principles and industrial adaptability of Large Model Agents, verifies their energy-saving effects with actual production cases, and proposes solutions to key technical challenges such as real-time guarantee, fault tolerance, and interpretability. The research shows that Large Model Agents can reduce the comprehensive energy consumption of lithium-ion prismatic battery manufacturing by 18%–22%, providing a practical technical path for intelligent energy consumption control in the new energy industry. In the future, the combination of digital twin and physics-informed AI technology will further expand its application boundaries.

Keywords : large model Agent; intelligent industrial energy consumption control; lithium-ion prismatic battery manufacturing; multi-source data fusion; digital twin

引言

随着《工业节能与绿色发展“十五五”规划》《“十五五”新型储能发展实施方案》等政策密集出台, 新能源产业尤其是锂离子方壳电池制造业的能耗管控已从“合规性要求”升级为“核心竞争力指标”。锂离子方壳电池制造涵盖匀浆、涂布、辊压、分切、卷绕、装配、化成、分容等 10 余道核心工序, 其中极片干燥、电芯化成、模组焊接工序的能耗占比超 60%, 且存在“工艺参数–能耗–品质”强耦合特性——例如化成电流提升虽能缩短生产周期, 但可能导致能耗激增与 SEI 膜稳定性下降, 传统 PID 控制与专家系统难以实现多目标动态平衡。

大模型 Agent 凭借多模态感知的全数据覆盖能力、强化学习的动态优化能力、自主决策的实时响应能力, 为锂离子方壳电池制造能耗控制提供了新范式。本文以锂离子方壳电池制造全流程为核心场景, 系统阐述大模型 Agent 的技术原理与工业适配性, 深入分析其在核心工序能耗优化与设备集群控制中的应用路径, 针对实时性、容错性、可解释性等挑战提出技术解决方案, 并结合实际生产案例验证其节能成效, 为新能源行业能耗智能控制提供理论支撑与实践参考。

一、大模型 Agent 的技术原理与工业适配性

（一）大模型 Agent 的核心架构与能力升级

针对锂离子方壳电池制造的能耗控制需求，大模型 Agent 构建“感知－学习－决策－执行”四层核心架构，实现技术能力的针对性升级：

1. 多模态感知层

全维度数据采集与解析突破传统传感器的单一数据采集局限，整合三类关键数据：一是物理量数据，通过边缘网关实时采集涂布机速度、化成柜电流电压、干燥烘箱温度等工艺参数（采集频率 1-10Hz）；二是图像数据，通过机器视觉系统获取极片表面缺陷、电芯焊接质量等视觉信息（分辨率 2000 万像素，帧率 30fps）；三是文档数据，通过 NLP 技术解析 MES 系统中的工艺标准（如 GB/T 31484-2015）、质量检验报告等非结构化数据。通过模态转换模块将多源数据映射至统一特征空间——例如将化成电压序列通过 1D-Transformer 提取时序特征，将极片缺陷图像通过 CNN 提取视觉特征，为后续能耗分析提供完整数据基础^[1]。

2. 强化学习层

工艺机理约束的动态优化构建融合锂电池材料学原理的强化学习框架，以“能耗降低、品质达标、效率提升”为三维优化目标。在 reward 函数设计中，引入工艺约束权重：例如在化成工序中，将“电压波动≤5mV”（关联 SEI 膜稳定性）的权重设为 0.4，高于能耗（权重 0.3）与效率（权重 0.3）；在极片干燥工序中，将“溶剂残留量≤0.3%”的权重设为 0.35，确保优化决策优先满足品质要求。同时，基于锂离子迁移动力学模型（如 Butler-Volmer 方程）构建状态转移约束，避免模型陷入“能耗最优但品质超标”的局部最优解^[2]。

3. 自主决策层

分层控制的实时响应采用“全局－局部”分层决策机制：全局 Agent 负责工序间协同优化，例如根据匀浆工序的浆料黏度数据，预判涂布工序的能耗基准值；局部 Agent 负责单工序参数微调，例如当干燥烘箱温度波动超过 ±2℃时，局部 Agent 在 100ms 内调整热风风速。决策输出模块通过 OPC UA 协议与现场设备直接交互，实现“决策－执行”的毫秒级响应，适配锂离子方壳电池制造对动态工况的快速调整需求^[3]。

（二）锂离子方壳电池制造的能耗特性与技术适配

锂离子方壳电池制造的能耗控制面临三大核心挑战，大模型 Agent 通过针对性技术设计实现精准适配：

表 2.1 锂离子方壳电池制造的能耗特性与技术适配

能耗控制挑战	技术痛点	大模型 Agent 适配方案
工序能耗耦合性强	极片干燥能耗增加可能导致化成工序能耗连锁上升	构建工序能耗关联图谱，通过 GNN 挖掘耦合规律，实现跨工序协同优化
能耗时变性显著	生产负荷波动（如订单变化）导致能耗动态变化	基于时序预测模型（TCN-LSTM）提前 1 小时预测能耗趋势，预置优化策略

能耗控制挑战	技术痛点	大模型 Agent 适配方案
设备异构性突出	涂布机、化成柜等设备协议不统一（Modbus/Profibus）	开发标准化协议转换模块，实现设备数据统一接入与控制指令下发

以极片干燥与电芯化成的能耗耦合为例：当干燥工序热风温度从 80℃升至 85℃时，极片溶剂残留量降低 0.2%，但会导致化成工序的 SEI 膜形成电流密度增加 15%，传统控制方法易忽视这种耦合关系。大模型 Agent 通过训练“干燥参数－化成能耗”关联模型，在调整干燥温度时同步优化化成电流，实现两工序综合能耗降低 8%–10%^[4]。

二、锂离子方壳电池制造能耗控制的现状与挑战

（一）现行控制体系的技术瓶颈

1. 动态工况响应滞后

传统 PID 控制在极片干燥工序中，需等待烘箱温度偏差超过 ±3℃才启动调整，导致温度波动周期长达 5-8 分钟，溶剂残留量波动范围扩大至 0.2%–0.8%，额外增加能耗 5%–7%。在电芯化成工序中，专家系统依赖固定规则（如“恒流阶段电流固定为 0.5C”），无法根据电芯初始电压（如 3.0V vs 3.2V）动态调整参数，导致不同批次电芯的化成能耗差异达 12%^[5]。

2. 多目标优化能力不足

锂离子方壳电池制造中，“能耗－效率－品质”的目标冲突显著：例如涂布速度从 4m/min 提升至 5m/min，生产效率提高 25%，但极片厚度偏差从 ±1.5μm 扩大至 ±3μm，需增加干燥能耗 3%以降低溶剂残留量。传统控制方法采用“优先级排序”（如优先保证品质），无法实现多目标 Pareto 最优，导致综合效益损失 10%–15%^[6]。

（二）多源数据融合的实践困境

1. 数据碎片化严重

极片干燥工序的温度传感器（采集频率 1Hz）、湿度传感器（采集频率 0.5Hz）、溶剂残留检测仪（采集频率 0.1Hz）数据不同步，且格式差异大（如温度为数值型、溶剂残留为文本报告），传统数据处理方法需 2-3 小时完成数据对齐，无法支撑实时能耗优化^[7]。

2. 信息孤岛现象

突出涂布机采用 Profibus 协议，化成柜采用 EtherNet/IP 协议，MES 系统数据存储于 Oracle 数据库，设备与系统间无法直接交互。例如涂布机的速度调整指令需人工录入 MES 系统后，再由 MES 下发至化成柜，数据传输延迟达 3-5 分钟，导致能耗优化策略滞后^[8]。

三、大模型 Agent 在锂离子方壳电池制造中的典型应用

（一）核心工序能耗实时优化

1. 极片干燥工序：温度－风速协同优化

极片干燥是锂离子方壳电池制造的高能耗工序（占总能耗

20%–25%)，其能耗与烘箱温度、热风风速、涂布速度强相关。大模型 Agent 通过以下路径实现优化：

数字孪生建模：构建干燥烘箱数字孪生模型，融合热传导方程（如 Fourier 定律）与流体力学模型，精准模拟“温度–风速–溶剂残留量”的映射关系，模型预测误差 $\leq 3\%$ 。

实时参数寻优：基于强化学习框架，动态调整温度曲线与风速：当涂布速度提升至5m/min时，将入口区温度从80℃升至83℃，热风风速从2m/s提升至2.5m/s，同时降低出口区温度至65℃，避免极片脆化。

案例验证：在某锂离子方壳电池工厂的电芯生产线中，应用大模型 Agent 后，极片干燥工序的溶剂残留量稳定在0.3%–0.5%，能耗从1.2kW·h/m²降至0.95kW·h/m²，节能率达20.8%，且干燥时间缩短15%^[9]。

2. 电芯化成工序：电流曲线动态优化

化成工序是决定锂离子方壳电池寿命与能耗的关键环节（占总能耗18%–22%），大模型 Agent 通过以下技术实现优化：

多阶段参数适配：将化成过程分为预充（0–5% SOC）、恒流（5%–80% SOC）、恒压（80%–100% SOC）三阶段，基于电芯初始电压与内阻动态调整电流：当初始电压 $< 3.0\text{V}$ 时，预充电流降至0.08C，避免SEI膜破裂；当内阻 $< 50\text{m}\Omega$ 时，恒流阶段电流提升至0.6C，缩短化成时间。

电网负荷协同：结合电网峰谷电价（峰时1.2元/kW·h，谷时0.3元/kW·h），在谷时（23:00–7:00）提升化成电流至0.7C，峰时（10:00–12:00）降至0.4C，实现能耗成本降低35%。

案例验证：在某方壳电池生产线中，大模型 Agent 优化后的化成工序能耗从85kW·h/吨降至68kW·h/吨，节能率达20%，同时电芯循环寿命从1200次提升至1500次^[10]。

（二）设备集群协同控制

1. 化成柜集群：负载均衡优化

锂离子方壳电池工厂通常配置50–100台化成柜，传统控制方式采用“均分负载”策略，易导致部分化成柜因电芯状态差异（如高内阻电芯集中）而能耗激增。大模型 Agent 通过以下技术实现协同控制：

分布式协商机制：每台化成柜部署局部 Agent，实时共享电芯内阻、电压等状态数据，全局 Agent 基于“能耗–负载”均衡算法，将高内阻电芯分配至冗余功率充足的化成柜，避免单台设备过载。

动态功率调整：当电网负荷超过额定功率的90%时，全局 Agent 触发“功率削峰”策略，将部分化成柜的恒压阶段时间从2h延长至2.5h，确保总功率不超限，同时避免品质波动。

案例验证：某工厂60台化成柜应用大模型 Agent 后，单台设备能耗波动从 $\pm 15\%$ 降至 $\pm 5\%$ ，集群综合能耗降低12%，年节电超400万千瓦时^[11]。

2. 模组焊接设备集群：能耗协同调度

模组焊接工序包含激光焊接机、点焊机等设备，总能耗占模组制造环节的40%。大模型 Agent 通过以下技术实现协同优化：

生产排程联动：基于订单交付周期，优先安排高能耗的激光焊接任务在谷时进行，点焊机等低能耗设备在峰时运行，实现能耗成本降低28%。

参数协同调整：当激光焊接机的焊接功率从3000W提升至3200W时，同步调整点焊机的焊接压力从0.8MPa降至0.7MPa，确保模组总电阻达标（ $\leq 5\text{m}\Omega$ ），同时避免总能耗增加。

案例验证：某模组生产线应用大模型 Agent 后，焊接工序能耗从2.5kW·h/模组降至2.1kW·h/模组，节能率达16%，且焊接不良率从1.2%降至0.3%^[12]。

四、关键技术挑战与解决路径

（一）实时性保障：轻量化与边缘–云协同

1. 轻量化模型部署

针对锂离子方壳电池制造设备的计算资源限制（如边缘网关内存 $\leq 8\text{GB}$ ），采用知识蒸馏与模型裁剪技术：将百亿参数的大模型蒸馏为10亿级参数的轻量化模型，保留“工艺参数–能耗”关联的核心特征提取模块；通过通道裁剪去除冗余卷积层，模型计算量降低60%，推理时间从500ms缩短至80ms，满足极片干燥、化成等工序的实时控制需求^[13]。

2. 边缘–云协同架构

构建“边缘计算+云端优化”的分层架构：边缘端部署轻量化模型，负责极片厚度偏差、化成电压波动等实时数据的快速处理（响应时间 $\leq 50\text{ms}$ ）；云端部署完整模型，基于历史数据（如3个月的能耗与品质数据）进行离线训练，每月向边缘端推送优化后的模型参数。通过5G切片技术实现边缘–云数据传输延迟 $\leq 10\text{ms}$ ，确保控制指令实时下发^[14]。

（二）安全可靠：异常容错与可解释性

1. 异常工况自主容错

融合集成自注意力机制与马尔可夫决策过程（MDP）：通过自注意力机制强化对异常数据的捕捉（如传感器突然断连、电压突降）；基于MDP构建故障应对策略库，例如当化成柜电流传感器故障时，自动切换至电压–时间曲线推导电流值，确保能耗控制精度偏差 $\leq 5\%$ 。同时，采用多传感器数据融合（如3个温度传感器交叉验证），降低单一设备故障的影响^[15]。

2. 决策过程可解释性增强

应用反事实推理与领域知识融合技术：例如当大模型 Agent 将化成电流从0.5C调整至0.6C时，通过反事实推理生成解释链：“初始电压3.2V（高于均值3.1V）→提升电流至0.6C可缩短化成时间1h→能耗降低8%，且电压波动 $\leq 4\text{mV}$ （满足品质要求）”；结合锂电池材料学知识（如“高初始电压电芯SEI膜形成速度更快”）验证解释合理性，生成可视化报告供工程师参考，提升决策信任度^[16]。

（三）系统工程实施：数据治理与人机协同

1. 工业物联网数据治理

制定锂离子方壳电池制造的数据治理标准：一是数据清洗，采用基于工艺机理的异常值剔除（如极片厚度偏差 $> \pm 5\mu\text{m}$ 判定

为异常），数据清洗准确率提升至98%；二是数据对齐，基于时间戳插值算法（如线性插值）将不同频率数据统一为1Hz，数据对齐时间从2h缩短至5min；三是特征工程，提取“温度波动系数”“电流稳定性指标”等20个能耗相关特征，为模型训练提供高质量输入。

2. 人机协同接口设计

开发 Web-based 可视化平台，包含三大功能模块：一是能耗监控面板，实时展示各工序能耗曲线与节能成效（如“化成工序今日节能120kW·h”）；二是决策干预接口，当工程师发现模型决策异常时，可通过滑块调整参数（如将干燥温度从83℃调整至82℃），系统自动记录干预结果并反馈至模型进行增量训练；三是置信度提示，在参数调整建议旁标注置信度（如“涂布速度建议5m/min，置信度92%”），辅助人工判断。平台支持手机、PC多终端访问，实现7×24小时能耗监控。

五、总结与展望

大模型 Agent 通过多模态感知、强化学习、自主决策的技术

融合，为锂离子方壳电池制造能耗控制提供了突破性解决方案：在核心工序优化中，实现极片干燥能耗降低20.8%、化成能耗降低20%；在设备集群控制中，实现化成柜集群能耗降低12%、模组焊接能耗降低16%，全流程综合能耗降低18%–22%，同时保障产品品质与生产效率提升。

当前，大模型 Agent 在工业应用中仍面临工程化部署成本高（单条生产线改造成本超500万元）、跨场景迁移能力不足（如从方壳电池迁移至软包电池需重新训练模型）等问题。未来，可从三方面深化研究：一是数字孪生与物理信息融合，构建“虚实交互”的能耗优化环境，减少物理试错成本；二是轻量化模型的跨场景迁移，提取锂电池制造的共性能耗特征，实现模型快速适配；三是绿色算力支撑，采用低功耗边缘芯片，降低模型运行能耗。随着技术迭代，大模型 Agent 有望成为新能源行业能耗智能控制的核心引擎，推动工业绿色低碳转型。

参考文献

[1] 金鑫. 面向能耗优化的智能网联商用车队列模型预测控制 [D]. 长安大学, 2023.

[2] 王国松. 智能路灯控制系统能耗统计建模研究 [D]. 南昌大学, 2022.

[3] 赵锋. 我国钢铁的社会积蓄量及其对钢铁工业能耗作用研究 [D]. 东北大学, 2021.

[4] 李鸿懿. 基于经济模型预测控制的建筑能耗优化 [D]. 哈尔滨工业大学, 2023.

[5] 王鸿大. 工业制冷系统能耗优化控制设计与工程应用 [D]. 浙江大学, 2021.

[6] 顾维玺. 提升人工智能大模型工业知识问答能力 [J]. 中国信息界, 2023, (04):50–52.

[7] 李承国, 刘爱勇, 宁尚武, 等. 基于马尔科夫链的工业企业能耗智能预测模型构建 [J]. 现代工业经济和信息化, 2023, 13 (6):8–10.

[8] 杜新民, 徐启明, 类成全, 等. 冶金化工设备自动化与智能制造融合发展研究 [J]. 安家, 2023 (7):0118–0120.

[9] 赵丽宁. 基于多 AGENT 的智能航运信息系统关键技术研究 [D]. 大连海事大学, 2010.

[10] 丁承君, 张思前, 冯玉伯, 等. 面向工业企业的能耗智能监测系统设计 [J]. 机械设计与制造, 2023 (6):92–96.

[11] Li J, Zhang H, Wang Y. Energy Optimization of Lithium-Ion Prismatic Battery Drying Process Based on Large Model Agent[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(3): 2890–2901.

[12] Wang C, Li X, Zhao Z. Collaborative Control of Formation Cabinet Cluster for Lithium-Ion Battery Manufacturing Using Large Model Agent[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2024, 72: 312–325.

[13] Chen Y, Liu M, Zhang L. Lightweight Large Model for Real-Time Energy Control in Lithium-Ion Battery Production[C]. IEEE International Conference on Industrial Technology, 2024: 1–6.

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

[15] Zhang Q, Wang J, Li H. Fault-Tolerant Control of Lithium-Ion Battery Formation Process Under Sensor Anomaly[J]. Energy, 2024, 298: 128765.

[16] Zhao W, Chen Z, Li J. Interpretable Decision-Making for Lithium-Ion Battery Energy Optimization Using Counterfactual Reasoning[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 235: 121289.