

动力电池智能拆解产业技术进展 与路线图白皮书 (2026 版)

神经符号 AI，赋能绿色制造的人工智能引擎

神经符号 AI 社区

2026 年 7 月

目 录

目 录.....	I
编制单位与参编机构.....	1
术语与缩略语表.....	2
摘要.....	3
一、产业背景与核心挑战.....	5
（一）双碳目标下退役动力电池回收的战略价值	5
（二）传统拆解模式的技术瓶颈与行业痛点	5
（三）神经符号具身智能：破解行业痛点的核心技术路径	6
二、神经符号具身智能系统的控制论立场.....	8
（一）主流 VLA 模型的结构缺陷.....	8
（二）控制论第一性原则	8
（三）神经符号具身智能的三大核心设计原则	9
（四）工程实践印证	10
三、神经符号人工智能的分层协同架构.....	12
（一）通用分层协同架构：感知-认知-行动三层递进.....	12
（二）面向智能拆解的神经符号世界模型	12
（三）双系统大、小脑协同控制架构	13
四、动力电池拆解产业技术进展（2023-2025 年）.....	16
（一）系统架构：从分层任务分解到神经符号世界模型驱动	16
（二）核心决策技术：从基础 TAMP 到 LLM 增强多智能体可信规划	18
（三）感知与执行技术：从单模态到多模态融合持续学习	21
（四）协同能力：从静态人机分工到产线级动态多机协同	23
（五）工业落地能力：从实验室原理验证到规模化产线部署	25
五、动力电池智能拆解产业技术路线图（2025-2030）.....	27
（一）总体发展目标	27
（二）基本策略	29
（三）关键技术路线	29
（四）保障措施	32

六、结束语	33
附录	34
附录 A 代表性科研成果与论文	34
附录 B 神经符号 AI 社区资源与联系方式	34

动力电池智能拆解产业技术进展与路线图

白皮书（2026 版）

在“双碳”目标与新能源汽车产业高速发展的背景下，我国新能源汽车产销量已连续多年位居全球第一，动力电池产业链完整度与产能规模占全球 70%以上。据行业测算，2024 年我国新能源汽车保有量已突破 3140 万辆，累计退役动力电池逾 80 万吨（约 100GWh）；到 2030 年，待回收退役动力电池将达 230 万-350 万吨，对应回收市场规模超千亿元。

退役动力电池回收利用是保障钴、镍、锂等战略性矿产资源供给、推动绿色低碳循环发展的关键领域。拆解作为回收利用的前置核心工序，直接决定了后续梯次利用与材料再生的效率、安全性与资源回收率。然而，当前行业仍以人工拆解为主，面临效率低、安全风险高、一致性差等突出问题；传统预编程自动化方案刚性强、泛化能力弱，难以适配回收行业“多品种、小批量、高异质性”的生产痛点；端到端深度学习方案则存在可解释性缺失、安全边界模糊等结构性缺陷，无法满足工业场景对可靠性与安全性的刚性要求。

神经符号具身智能（NSAI）通过融合符号逻辑的可解释推理能力与神经网络的泛化感知能力，为破解上述行业痛点提供了核心技术路径。本白皮书系统梳理了 2023-2025 年神经符号人工智能社区在动力电池拆解领域的技术进展与工程实践成果，明确了未来 5 年的技术发展路线图，旨在为行业提供技术参考与方向指引，推动退役动力电池回收产业向智能化、绿色化、高质量发展。

编制单位与参编机构

神经符号人工智能社区

上海交通大学

英特尔中国研究院

武汉市动力电池低碳循环产业创新联合实验室

术语与缩略语表

术语/缩略语	英文全称	中文释义
NSAI	Neuro-Symbolic Embodied AI	神经符号具身智能
VLA	Vision-Language-Action	视觉-语言-动作
TAMP	Task and Motion Planning	任务与运动规划
∂ TAMP	Differentiable Task and Motion Planning	可微分任务与运动规划
LLM	Large Language Model	大语言模型
VLM	Vision-Language Model	视觉-语言模型
MAU	Mobile Autonomous Unit	移动自主单元
SAU	Stationary Autonomous Unit	固定自主单元
RobKiNet	Robotic Kinematics Informed Neural Network	机器人运动学先验神经网络
RCR	Rule Coverage Rate	规则覆盖率
RRCR	Runtime Rule Compliance Rate	运行时规则合规率
CPRS	Checkable Prior Rule Set	可校验先验规则集
PDDL	Planning Domain Definition Language	规划域定义语言

摘要

退役动力电池回收产业正处于从“人工主导”向“智能自主”转型的关键窗口期。传统拆解模式已无法满足产业规模化发展的需求，神经符号具身智能是当前唯一可同时满足工业场景对自主性、可靠性、可解释性与安全性核心要求的技术方案。2023-2025 年，该技术已完成从实验室原理验证到工业级规模化落地的跨越式发展，建成国内首条覆盖“电池包-模组-电芯”全流程的神经符号 AI 柔性智能拆解产线，验证了其显著的经济与环境效益。

(1) 构建了拆解神经符号世界模型与“系统 1（快思考）+系统 2（慢思考）”双系统协同控制架构（如图），实现了“感知-规划-控制-验证-学习”的工业级全流程闭环。

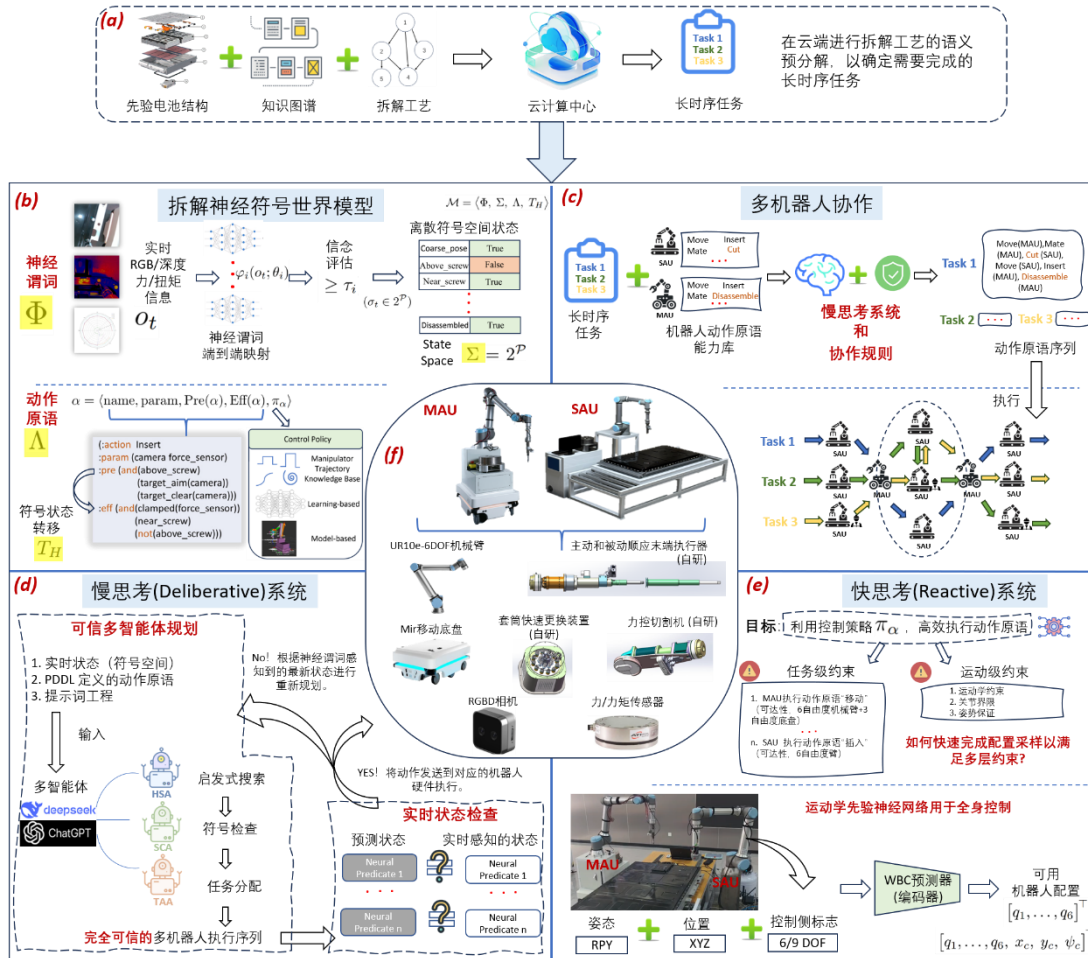


图 0: 神经符号世界模型驱动的双系统具身智能架构

(2) 研发了 LLM 增强的多智能体可信规划框架，任务规划成功率从 58.5% 提升至 100%；建立了 RCR 与 RRCR 双指标可信性体系，实现 24 条核心安全规

则 100%覆盖与 100%运行合规。

（3）首创机器人运动学先验神经网络（RobKiNet），将 9 自由度机器人构型采样次数从 31.04 次降至 1.3 次；提出视觉-力觉交叉验证机制，初始任务成功率提升至 81.7%，经持续学习后闭环成功率达 100%。

（4）系统在真实工业场景中单机器人自主拆解任务成功率达 98.8%，多机器人协同成功率达 98.5%；单条产线减少 8 名高危操作工人，单电池包拆解时间从 45 分钟缩短至 12 分钟，设备稼动率从 40%提升至 85%。

展望未来，动力电池智能拆解技术将沿着“L3→L4”的智能化分级路径演进：

- 2026-2027 年有望实现从“LLM+预编程原语”向“LLM+可学习原语”的升级；
- 2028-2029 年，L3 技术趋于成熟，覆盖 95%以上主流动力电池型号；
- 2030 年开始迈向 L4 级高度智能拆解，技术研发将重点聚焦感知泛化、自主学习、多机协同与数字孪生四大方向，构建自主可控的技术体系与产业生态，最终实现未知型号电池包的“零编程”自适应拆解。

一、产业背景与核心挑战

（一）双碳目标下退役动力电池回收的战略价值

1.新能源汽车产业爆发式增长与退役潮来临

我国新能源汽车产业已进入规模化快速发展阶段，产销量连续多年位居全球第一。2025 年，我国新能源汽车保有量突破 4397 万辆，退役动力电池逾 80 万吨。随着首批新能源汽车动力电池进入大规模退役期，预计到 2030 年，我国待回收退役动力电池将达 230 万-350 万吨，回收市场规模将超过千亿元。退役动力电池的规范回收与高效利用，已成为新能源汽车产业可持续发展的关键环节。

2.战略性矿产资源保供与循环经济需求

动力电池中含有钴、镍、锂、锰等战略性矿产资源。我国钴资源储量仅占全球总储量的 1.14%，镍、锂等金属对外依存度高达 90%以上，资源供给面临严峻的“卡脖子”风险。通过退役动力电池的循环利用，可有效减少对原生矿产资源的依赖，降低对外依存度。据测算，每回收 1 万吨退役动力电池，可回收约 1200 吨锂、800 吨镍、150 吨钴，相当于节约矿石开采量约 20 万吨，具有显著的资源效益与经济效益。

3.环保安全合规的刚性要求

退役动力电池属于危险废物，含有重金属、电解质等有毒有害物质。若处理不当，将造成严重的土壤、水体与大气污染，甚至引发火灾、爆炸等安全事故。国家已出台《新能源汽车动力蓄电池回收利用管理办法》《危险废物名录》等一系列法规标准，对退役动力电池的收集、贮存、拆解、利用等环节提出了严格的环保安全要求。智能化拆解技术可有效降低人工操作的安全风险，实现拆解过程的环保可控，满足行业合规要求。

（二）传统拆解模式的技术瓶颈与行业痛点

1.人工拆解：效率低、安全风险高、一致性差

当前行业整体仍处于 L0 人工拆解阶段，工人平均一天仅能拆解 1-3 个电池

包。人工拆解不仅效率低下、劳动力成本高，还面临高压触电、有毒化学品暴露、机械伤害等重大安全风险。同时，人工操作的一致性差，易造成电芯损坏、资源回收率低等问题，难以满足产业规模化发展的需求。

2.预编程自动化：刚性强、泛化能力弱、改造成本高

传统预编程自动化拆解方案基于“精确三维模型+预编程轨迹”的设计逻辑，仅能在结构化环境中完成固定型号电池包的拆解。当电池包型号更换或存在变形、锈蚀等非结构化工况时，系统无法自适应调整，需重新进行示教编程与产线调试，改造成本高、周期长。据统计，传统自动化产线的设备稼动率仅为 40% 左右，难以适配回收行业“多品种、小批量”的混流拆解需求。

3.端到端深度学习方案：可解释性缺失、安全边界模糊

近年来以视觉-语言-动作（VLA）模型为代表的端到端深度学习方案，虽在泛化性上有所突破，但在工业拆解场景中存在四大结构性缺陷：

（1）**可观察性塌缩**：模型潜在表示倾向于压缩对控制至关重要的物理量（如摩擦系数、装配间隙等），导致基于失真状态的决策稳定性不足；

（2）**安全边界模糊**：基于奖励函数的概率性学习无法明确“什么绝对不能做”，缺乏对操作安全边界的硬约束；

（3）**层级控制分离失效**：层间传递的隐式接口无法满足物理实时交互的稳定性要求；

（4）**物理先验缺失**：未嵌入运动学、动力学等已知物理定律，需海量数据重新学习基础操作规律，数据效率极低。

（三）神经符号具身智能：破解行业痛点的核心技术路径

神经符号具身智能通过融合符号逻辑的可解释推理能力与神经网络的泛化感知能力，构建了符合控制论第一性原则的可信具身智能系统。其核心优势在于：

- **可解释性**：所有决策过程均基于符号化的状态与规则，可完整追溯动作的决策依据与执行逻辑；

- **高可靠性**：将物理定律、操作规范等先验知识显式嵌入系统架构，从源头保障操作安全与稳定；

- **小样本学习：**通过领域知识与神经网络的融合，仅需少量样本即可完成新技能的学习，解决了工业场景数据稀缺的痛点；

- **强泛化性：**核心学习拆解的底层技能逻辑，而非过拟合特定产品型号，可适配不同品牌、不同状态的退役动力电池。

工程实践表明，神经符号具身智能范式可实现 98%以上的拆解成功率，同时具备极强的场景泛化能力，为退役动力电池智能化拆解提供了可落地的工程范本。

二、神经符号具身智能系统的控制论立场

（一）主流 VLA 模型的结构缺陷

1.可观察性塌缩：关键物理量的压缩与失真

VLA 模型作为强大的“统计关联引擎”，其潜在表示倾向于保留视觉显著特征，而压缩或混淆对控制至关重要的物理量（如零件质量、摩擦系数、装配间隙等）。这种可观察性塌缩导致系统基于失真、不完整的状态估计进行决策，在工业接触式操作场景中极易出现操作失败或安全事故。

2.安全边界模糊：概率性学习无法定义绝对禁忌

VLA 模型基于奖励函数的概率性学习，只能回答“什么可能是对的”，无法回答“什么绝对是错的”。其行为边界依赖于训练数据的分布，当遇到训练集之外的场景时，可能产生不可预测的危险行为，无法满足工业高危场景对安全边界的刚性要求。

3.层级控制分离失效：隐式接口破坏实时稳定性

VLA 模型将感知、决策与控制压缩至单一神经网络，层间传递的 token 或 embedding 接口是隐式的统计映射，而非明确的职责分离。这种架构破坏了控制系统的层级性与稳定性，无法满足物理世界实时交互对响应速度与控制精度的要求。

4.物理先验缺失：数据效率极低的基础规律重学习

VLA 模型未嵌入已知的物理定律与工程知识，需以极低的数据效率重新发现基础的运动学、动力学规律。在工业拆解场景中，数据采集与标注成本极高，这种“从零开始学习”的模式难以实现工程化落地。

（二）控制论第一性原则

任何与物理世界持续交互的智能体，首先必须是一个控制系统。其设计必须满足控制论的三个第一性原则：

1.可观察性：获取决策关键的完整状态信息

系统必须能够准确获取对决策真正关键的所有状态信息，包括可直接观测

的物理量与不可直接观测的隐含状态。只有建立完整、准确的状态表征，才能做出可靠的决策。

2.可控性：明确系统能力与安全边界

系统必须清楚自身的能力范围与安全边界，能够对自身行为进行有效的控制与约束。所有操作必须在物理可行与安全合规的范围内执行，避免产生不可控的后果。

3.稳定性：扰动下行为可预测、可收敛

系统在受到外界扰动或内部误差时，行为必须是可预测的，且能够快速收敛到稳定状态。稳定性是工业系统长期可靠运行的基础。

（三）神经符号具身智能的三大核心设计原则

神经符号具身智能系统的设计，正是以重建控制论三大基石为根本出发点，提出了三大核心设计原则：

1.状态必须符号化：从连续感知到可信符号状态

系统从高维、连续的感知数据中，提取并生成可被明确推理、验证的符号状态（如“螺钉已对准”、“目标无遮挡”），而非依赖不可解析的潜在表示。这一过程将物理世界中对控制至关重要的弱可观测变量，转化为清晰、可形式化处理的符号命题，从根本上解决了可观察性塌缩问题。

2.动作必须经由原语接口：显式约束的可控制行为

系统在神经感知与物理执行之间，引入“动作原语”作为唯一的可信接口。每个动作原语都封装了明确的前置条件、可预测的状态转移效果以及内在的安全假设，并可被更高层的符号系统所审核、拒绝或中断。这标志着从“token 流→动作输出”的隐式映射，向“符号状态→动作原语”的显式约束式规划的范式转变，清晰定义了系统的能力与安全边界。

3.安全定义为结构属性：架构层面的可验证安全

通过将物理定律、操作规范等先验知识显式嵌入符号推理层，系统能够在任务规划源头禁止物理上不可能或规范上危险的行为。这使得安全性不再依赖于数据分布的统计相关性，而是成为由系统架构和知识库所保障的、可验证的结构性约束，从根本上保障了系统的稳定性。

（四）工程实践印证

1.英伟达 Alpamayo：自动驾驶领域的分层推理架构

英伟达于 2026 年发布的自动驾驶模型 Alpamayo，引入了独立的“推理层”，构建了“视觉-推理-行动”的三层架构。视觉层处理多模态传感数据，推理层生成可解释的“思维链”，控制层基于推理结果生成符合约束的执行动作。这一架构正是神经符号具身智能控制论立场的工程体现，解决了端到端自动驾驶模型的可解释性与安全性问题。

2.动力电池自主拆解：工业高危场景的可信智能体范本

神经符号 AI 社区研发的 BEAM-1 自主拆解移动操作机器人（图 1）及系列工作站，完整贯彻了 NSAI 的控制论立场：



图 1：BEAM-1 自主拆解移动操作机器人

- 通过“神经谓词”将视觉信息转化为符号状态描述，提升了对非结构化场景关键特征的可观察性；
- 基于符号化的任务与运动规划器，调用预定义的动作原语库，确保系统行为始终在可控制的边界内；
- 嵌入基于力感知的柔顺控制模型与高保真数字孪生系统，保障了操作过程的物理稳定性与安全性。

该系统在真实工业场景中实现了 98.8%的单机器人拆解成功率，荣获“2025 英特尔人工智能创新应用大赛”特等奖，证明了 NSAI 控制论立场在解决真实产业痛点上的有效性。

三、神经符号人工智能的分层协同架构

（一）通用分层协同架构：感知-认知-行动三层递进

神经符号人工智能构建了“感知-认知-行动”的三层递进架构，实现了神经网络与符号逻辑的深度融合：

1.感知层（神经）：多模态输入的语义提取

利用深度神经网络处理图像、语音、传感器数据等多模态原始输入，提取高层特征并转化为初步的语义表示，实现“世界是什么样”的高效、鲁棒感知。

2.认知层（符号）：显式推理与边界约束

作为架构的核心，接收感知层输出的语义信息，结合领域先验知识（物理定律、业务规则、安全规范），通过显式的符号化推理生成可解释的决策依据。该层包含符号化状态表征、知识与规则引擎、决策可追溯机制三大模块。

3.行动层（控制）：符合物理约束的精准执行

将认知层输出的符号化指令转化为精确的、符合物理约束的控制信号，驱动执行器完成具体动作。该层常内嵌经典控制理论模型（如 PID、阻抗控制），确保操作的稳定性与安全性。

（二）面向智能拆解的神经符号世界模型

拆解神经符号世界模型是面向动力电池拆解场景设计的知识-数据融合型世界模型，构成了工业级可信具身拆解系统的核心框架。

1.形式化定义

模型可形式化表达为：

$$M = \langle \Phi, \Sigma, \Lambda, T_H \rangle$$

其中：

Φ ：神经谓词集合，负责将连续传感器数据映射为符号状态；

Σ ：符号状态空间，由所有神经谓词的可能取值组合构成；

Λ ：动作原语集合，封装了机器人可执行的基本操作单元；

T_H ：符号级状态转移函数，定义了执行动作原语后状态空间的变化规律。

2.核心要素

(1) 神经谓词：兼具神经网络感知能力与符号逻辑推理属性的核心单元，将视觉、力觉、机器人位姿等多模态连续输入映射为可信符号化状态估计。每个神经谓词对应一个轻量化的神经网络，仅需数百个样本即可完成训练。

(2) 动作原语：对拆解过程中常用子动作的抽象与形式化定义，采用 PDDL 语言描述其名称、参数、前置条件、预期效果与控制策略。动作原语是连接符号规划与物理执行的唯一可信接口。

(3) 符号状态空间：由所有神经谓词的离散取值构成，完整表征了机器人对当前拆解场景的认知。

(4) 状态转移函数：定义了执行某个动作原语后，符号状态从当前值到目标值的映射关系，是符号规划的核心依据。

3.设计原则

模型遵循“基于连接特性而非产品型号建模”的设计原则，将拆解对象的连接方式分为可拆卸连接（如螺纹紧固件）与不可拆卸连接（如焊接、粘接），针对不同连接特性设计对应的神经谓词与动作原语。这一设计使系统能够适配不同品牌、不同型号的动力电池，具备极强的泛化能力。

（三）双系统大、小脑协同控制架构

借鉴认知科学“双系统”理论，构建了“系统 2（慢思考）+系统 1（快思考）”的大脑-小脑协同控制架构：

1.系统 2（慢思考）：符号逻辑+LLM 启发式推理

以符号逻辑为核心，结合大语言模型的启发式推理能力，涵盖认知规划与反思学习两大职能。负责长时序任务推理、多机器人协同规划、安全规则校验与经验复盘迭代，解决“做什么、为什么做、如何优化”的认知问题，保障决策的可解释性与安全性。

2.系统 1（快思考）：神经网络+可微分物理先验

以神经网络为核心，嵌入可微分物理先验，涵盖多模态感知、柔顺执行控制与交叉验证三大职能。负责实时感知环境、敏捷执行动作、快速响应异常，解决“如何做、如何快速做”的执行问题，保障操作的实时性与稳定性。

3.动作原语：双系统无缝衔接的标准化接口

动作原语是双系统之间唯一的通信接口。系统 2 生成动作原语序列，系统 1 负责执行每个动作原语并返回执行结果。这种标准化的接口设计实现了双系统的解耦与协同，既保证了高层决策的可解释性，又保证了底层执行的高效性。

基于上述双系统架构，构建了“感知-规划-控制-验证-学习”的全流程闭环系统，分为四大层级，如图 2：

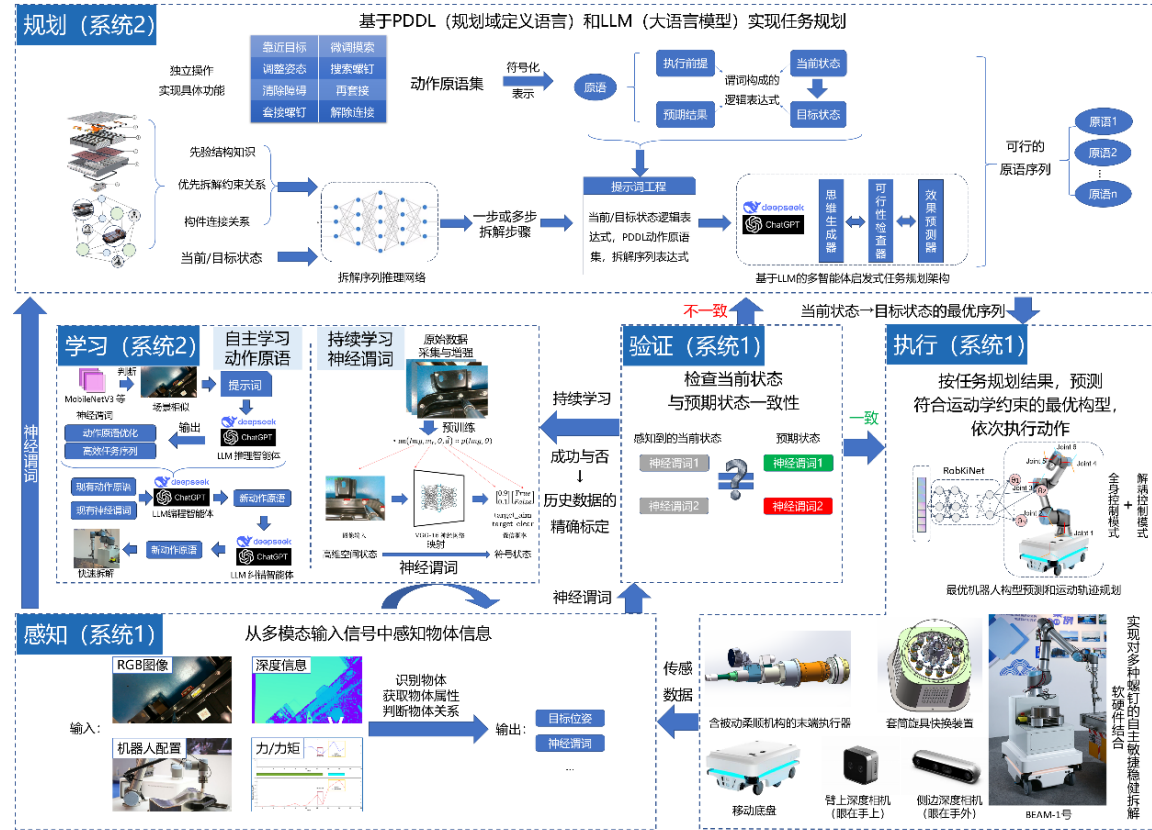


图 2：基于神经符号的动力电池拆解具身智能架构

1.多模态感知层

对应系统 1 的感知能力，核心是神经谓词。融合 2D 语义与 3D 几何约束，实现基于属性的小样本螺钉识别与深度视觉模型驱动的汇流板焊点识别，为上层符号推理提供高精度感知支撑。

2.认知规划层

对应系统 2 的推理能力，核心为动作原语库与 LLM 增强多智能体。基于符号化状态生成最优动作原语序列，完成任务级自主规划。该层支持长时序任务调度与多机器人协同规划，通过安全规则编码与量化验证指标开展合规校验。

3.硬件与执行控制层

对应系统 1 的执行能力，由移动自主单元（MAU）、固定自主单元（SAU）、

主被动柔顺末端执行器、多传感器系统等构成硬件基础。核心集成了机器人运动学先验神经网络（RobKiNet）与力控柔顺执行模块，将动作原语转化为实时控制指令，完成高精度柔顺拆解操作。

4.交叉验证与持续学习层

贯穿全系统，核心为多模态交叉验证机制、反向纠错的持续学习机制与数字孪生验证。通过对感知状态、执行精度与任务效果的多维度校验，精准识别执行偏差，开展神经谓词持续学习与动作原语自主合成，实现系统的自主优化与进化。

四、动力电池拆解产业技术进展（2023-2025 年）

（一）系统架构：从分层任务分解到神经符号世界模型驱动

1.技术基础：知识驱动的柔性人机混合框架

2023 年，提出了知识驱动的柔性人机混合拆解产线框架，核心是基于知识图谱的分层任务分解机制，如图 3：

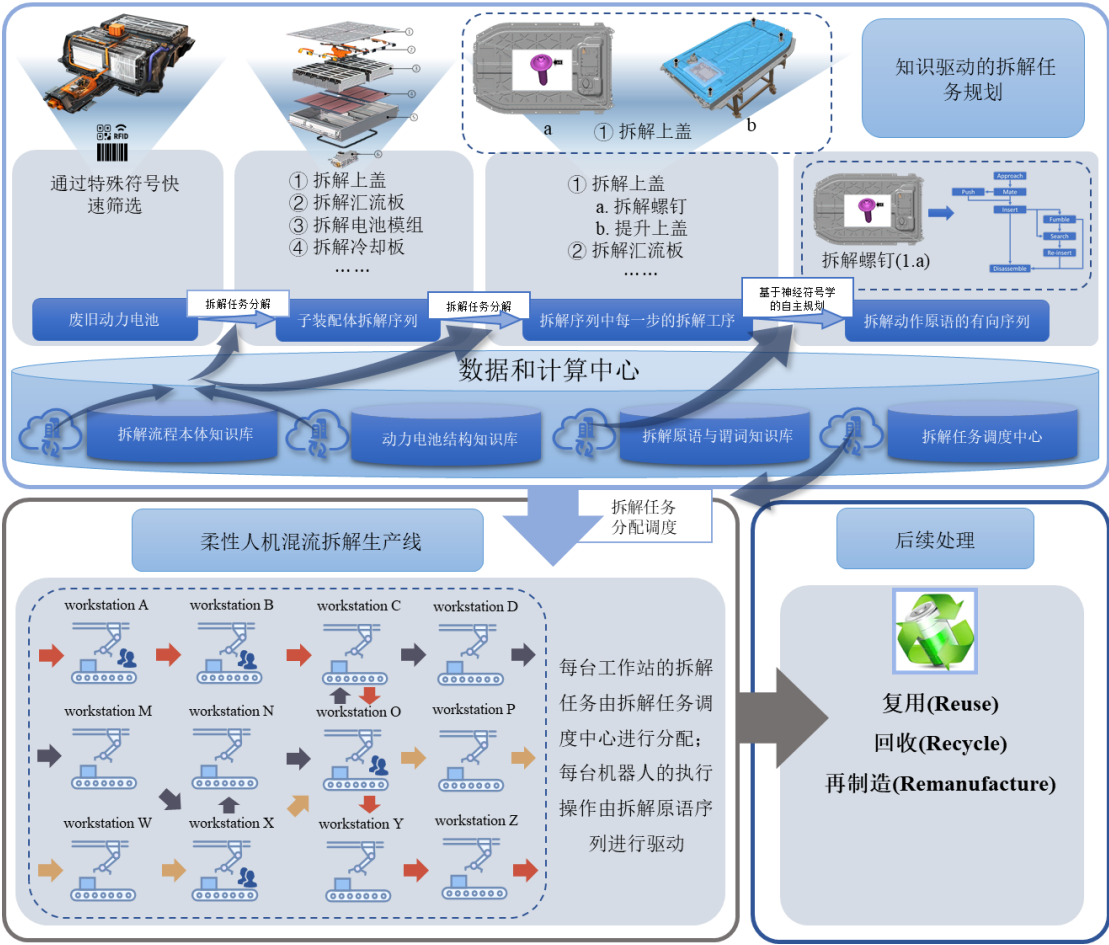
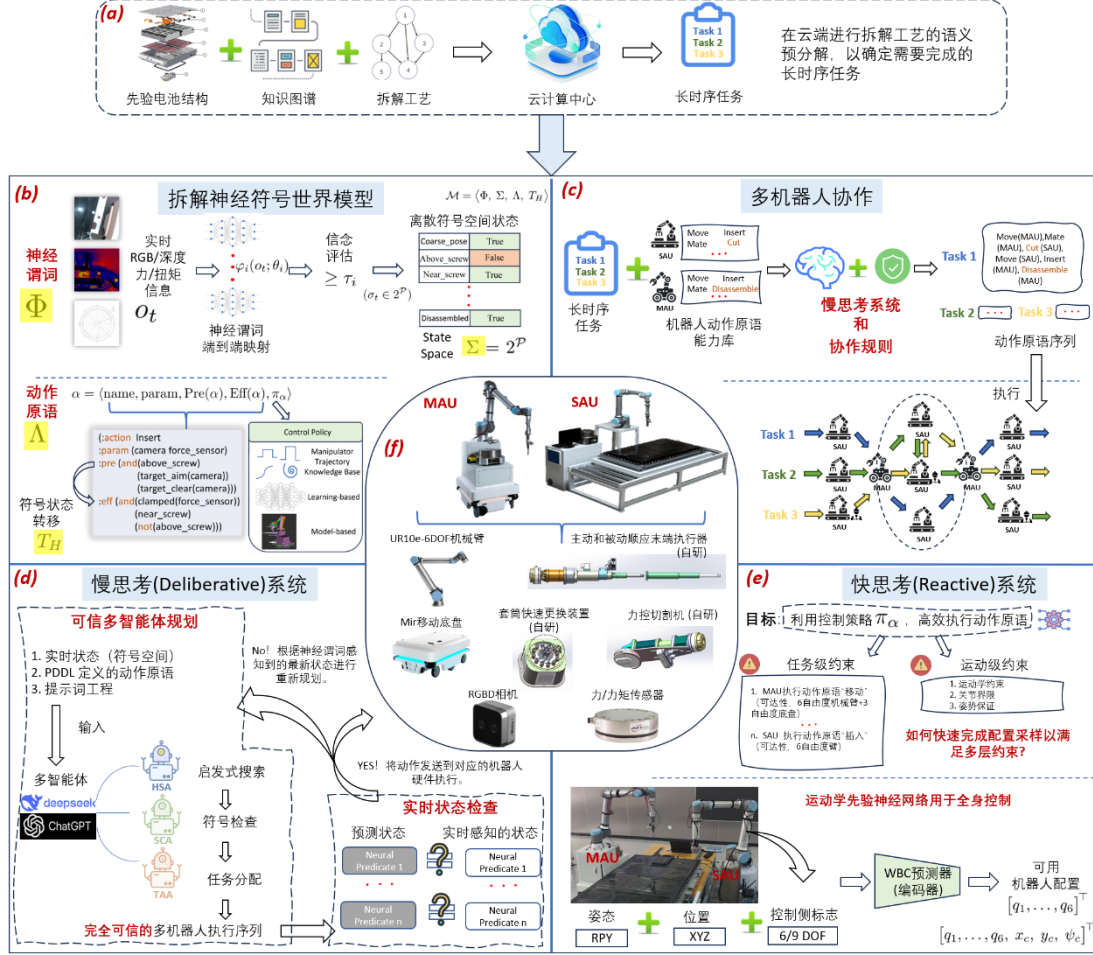


图 3：知识驱动的柔性混流拆解系统概念性框架

- （1）将电池拆解任务拆解为知识域的一级子任务与技术规范域的二级子任务，再通过神经符号 TAMP 系统生成原子级拆解动作序列；
- （2）架构仅支持单机器人、单工作站的原理验证，缺乏长时序任务推理能力与产线级扩展性；
- （3）仅实现了“感知-规划-执行”的基础闭环，缺乏工业级的安全校验、状态验证与模型迭代机制。

2.核心突破：双系统协同控制与工业级全流程闭环

2023-2025 年，构建了拆解神经符号世界模型与双系统混合控制架构，实现了架构层面的本质升级，如图 4：



(a) 云端层基于先验知识执行语义级任务分解，生成长时域任务作为具身系统的输入。

(b) 拆解神经符号世界模型定义神经谓词、状态空间、带策略的机器人动作原语及状态转移。(c) 采用多机器人协作完成长时域任务的规划逻辑。(d) 慢思考系统中执行多智能体启发式搜索并确保完全可信性。(e) 快系统专注于动作原语的执行策略。(f) 具身硬件设计，包含移动工作站（MAU）与固定工作站（SAU）。

图 4：神经符号世界模型驱动的双系统具身智能架构

(1) 首次对拆解场景进行了结构化的内部表征，数学化定义了神经谓词集、符号状态空间、动作原语集与状态转移函数四大核心要素，将整个拆解过程纳入统一的可解释、可推理的模型框架；

(2) 实现了“慢思考”系统与“快思考”系统的深度协同，前者负责高层决策与安全校验，后者负责底层感知与执行，二者通过标准化的动作原语实现无缝

衔接；

(3) 构建了“感知-规划-控制-验证-学习”的完整工业级闭环，新增了符号级状态校验、多模态交叉验证、模型在线迭代模块，从实验室原理验证架构升级为可工业部署的完整系统。

(二) 核心决策技术：从基础 TAMP 到 LLM 增强多智能体可信规划

1. 技术基础：神经符号 TAMP

2023 年之前的奠基性研究，首次将神经符号引入动力电池拆解领域，实现了基础的任务规划能力：

(1) 基于 PDDL 语言定义了 Move、Mate、Push、Insert、Disassembly 等 5 个基础动作原语，引入 2 个核心神经谓词 `target_aim()` 和 `target_clear()`，首次实现了传感器数据到符号状态的自动映射，解决了传统 TAMP 需要人工预定义符号状态的行业痛点；

(2) 规划算法采用基于广度优先遍历的 FIFO 算法，仅能处理单机器人、短时序的螺钉拆解任务，无法应对生锈、磨损螺钉和多步骤复杂拆解等长时序任务，也没有针对大模型幻觉的校验机制；

(3) 规划的可解释性仅停留在动作序列层面，没有工业级的安全规则约束和故障溯源能力。

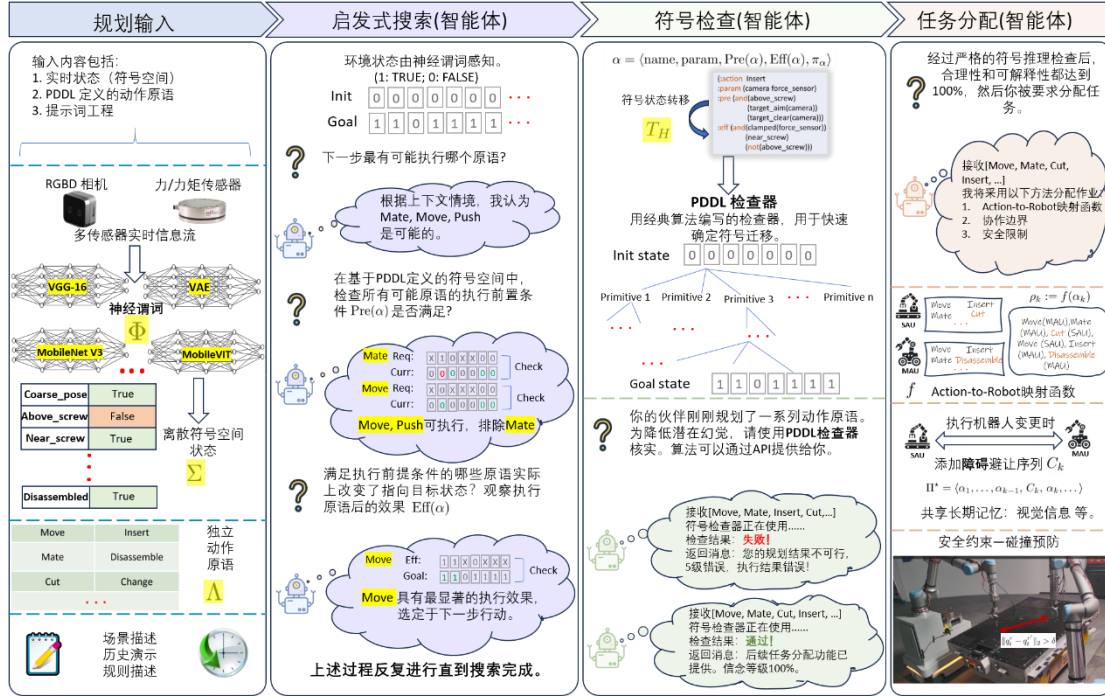
2. 核心突破：LLM 增强的多智能体可信规划体系

2023-2025 年期间的研究，提出将神经符号具身智能从基础规划工具升级为全场景决策核心，实现了决策能力的量级提升：

(1) **LLM 增强的多智能体可信规划框架**（如图 5）：设计了启发式搜索智能体、符号校验智能体、任务分配智能体三类 LLM 智能体，通过“LLM 启发式搜索+白盒符号校验”的模式，既解决了传统符号规划搜索空间爆炸的问题，又彻底规避了大模型幻觉问题，相比于单智能体单步规划，多智能体协作可使得任务规划成功率从 58.5% 提升至 100%；

(2) **拆解动作原语与安全规则编码**：针对工业场景中可拆卸/不可拆卸连接，分别构建了移动自主单元（MAU）和固定自主单元（SAU）的动作原语能力库，完善了 12 个核心拆解动作原语，如表 1。为从架构层面杜绝 LLM 规划

幻觉，将动力电池拆解的 24 项核心安全规则（CPRS）编码为 PDDL 约束与神经谓词，如表 2，构建面向任务规划的形式化安全校验体系；



整个规划过程由三个智能体完成。启发式搜索智能体在符号空间中进行高效搜索、符号校验智能体作为可信性的关键保障、任务分配智能体负责协调涉及多机器人协作。

图 5：慢思考系统采用可信赖的多智能体规划框架

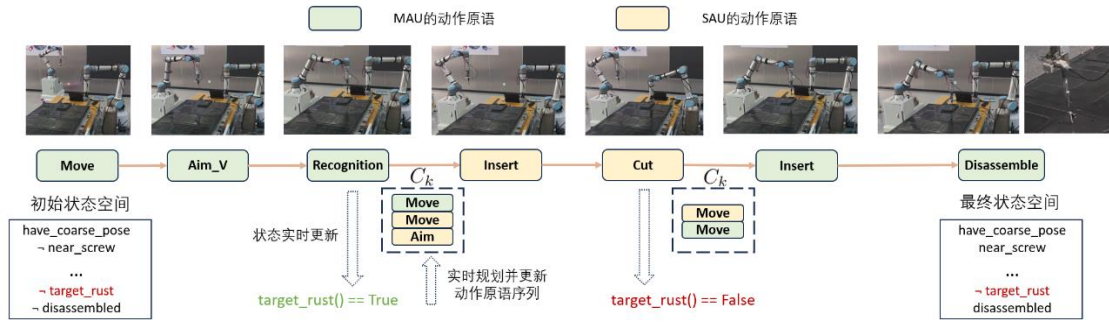
表 1：动作原语的定义与解释

动作原语	前提条件与预期效果	描述
Both Move	:pre have_coarse_pose $\wedge$ $\neg$ near_screw :eff near_screw $\wedge$ above_screw	靠近或远离目标螺钉。
MAU Aim_V	:pre $\neg$ pattern $\wedge$ near_screw $\wedge$ $\neg$ target_aim :eff pattern $\wedge$ above_screw $\wedge$ target_aim	目视估计目标的精确姿态，并调整末端执行器的方向使其与螺钉同轴对齐。
Aim_F	:pre pattern $\wedge$ near_screw $\wedge$ $\neg$ above_screw $\wedge$ $\neg$ target_aim :eff $\neg$ pattern $\wedge$ above_screw $\wedge$ target_aim	通过力网络估算目标的精确姿态，并调整末端执行器的方向使其与螺钉同轴对齐。
Recognize	:pre above_screw $\wedge$ target_aim $\wedge$ target_clear :eff target_match $\wedge$ exist_sleeve $\wedge$ $\neg$ target_rust $\wedge$ complete_recognize	确定目标螺钉的类型、尺寸和锈蚀程度（是否需要切割）。
Insert	:pre target_aim $\wedge$ above_screw $\wedge$ complete_recognize $\wedge$ target_match $\wedge$ $\neg$ target_rust :eff clamped $\wedge$ $\neg$ above_screw	将机械臂向螺钉方向驱动，完成套筒与螺钉的套接。
Quick_dis	:pre familiar_scenes $\wedge$ clamped :eff disassembled	在已知环境中快速拆卸。
Clean_obs	:pre above_screw $\wedge$ $\neg$ target_clear :eff target_clear	驱动机械臂清除螺钉周围的障碍物。
Change	:pre complete_recognize $\wedge$ exist_sleeve $\wedge$ $\neg$ target_match $\wedge$ $\neg$ target_rust :eff target_match	机械臂根据当前螺钉类型和尺寸，替换相匹配的末端执行器套筒。
Disassemble	:pre clamped $\wedge$ $\neg$ disassembled :eff disassembled	驱动末端执行器电机旋转，从而拆卸当前螺钉。
SAU Aim	Do not change the symbol space	同步 MAU 交叉验证结果。
Insert	:pre target_aim $\wedge$ above_screw $\wedge$ complete_recognize $\wedge$ target_match $\wedge$ target_rust :eff clamped $\wedge$ $\neg$ above_screw	采用切削进给策略驱动机械臂靠近要切割的螺钉。
Cut	:pre target_rust $\wedge$ clamped $\wedge$ $\neg$ above_screw :eff above_screw $\wedge$ complete_recognize $\wedge$ target_match $\wedge$ $\neg$ target_rust	驱动步进电机和直流电机，用于对生锈螺钉进行开槽和切割操作。

表 2：可校验先验规则集（CPRS）确保动力电池的可信拆解

规则描述	验证
1 目标的粗略姿态必须在任务启动前已知。	(Neural predicate)have_coarse_pose
2 粗略运动必须在局部坐标系内执行(eye-in-hand)。	(Neural predicate)near_screw
3 目标探测必须在粗略定位之后。	(Neural predicate)above_screw
4 精细定位应优先考虑视觉。	(Neural predicate)pattern
5 如果视觉失效，应触发基于力的搜索。	(Neural predicate)pattern
6 在拆卸属性判定前，必须知道精确姿态。	(Neural predicate)target_aim
7 拆卸对象属性必须已知(可拆卸性/不可拆卸性)。	(Neural predicate)complete_recognize
8 生锈或机械损坏的螺钉被归类为不可拆卸。	(Neural predicate)target_rust
9 对于可拆卸连接，套筒必须与螺钉类型匹配。	(Neural predicate)target_match
10 如果套筒不匹配，就需要重新规划并更换。	(Neural predicate)exist_sleeve
11 类似的已知场景允许快速拆卸逻辑。	(Neural predicate)familiar_scenes
12 套接前必须核实障碍物的清除情况。	(Neural predicate)target_clear
13 切割后，必须重新评估可拆卸性。	(Neural predicate)target_rust
14 拆卸后状态必须更新为 <code>disassembled==true</code> 。	(Neural predicate)disassembled
15 精细位姿估计必须在套接可拆卸性连接前完成。	Multimodal fusion + Kalman filter
16 必须保存并交叉验证视觉-力觉日志。	Multimodal Cross-Validation
17 任务分配必须考虑机器人的具体能力。	Task Assignment Agent
18 必须考虑多机器人协调和避免碰撞。	Task Assignment Agent
19 不可拆卸性连接需要机器人间的姿态共享。	Task Assignment Agent
20 LLM 输出必须通过符号验证进行约束。	Symbol Check Agent
21 动作序列必须根据神经谓词状态进行调整(启发式搜索)。	Heuristic Search Agent
22 规划必须参考以往的成功经验。	Heuristic Search Agent
23 行动后状态必须符合预期的符号效果。	Real-time Status Checking
24 对于执行机器人，目标点应满足诸如运动学可达性、可解逆运动学和无碰撞条件等物理原则。	KINNs

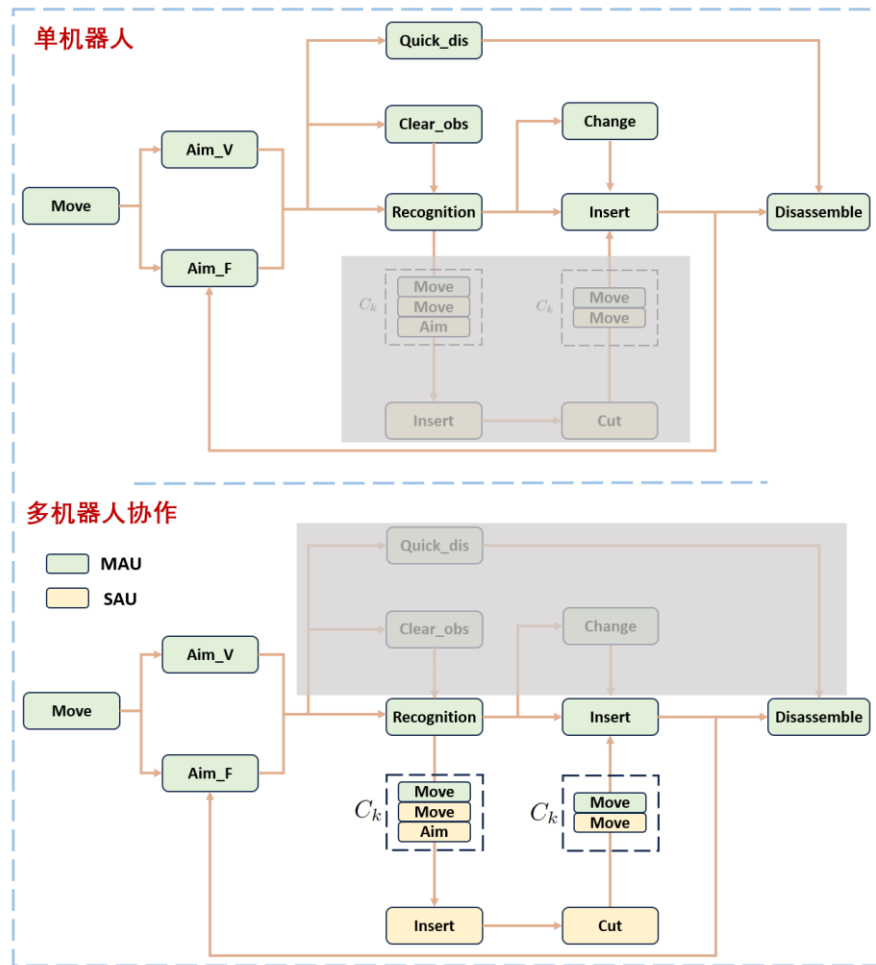
（3）**长时序任务与多机器人协同规划**：首次实现了复杂长时序任务的自主规划（如，头部边缘磨损螺钉的“识别-切割-拆解”全流程，如图 6），同时构建了基于动作原语映射的多机器人任务分配机制，如图 7，通过 Action-to-Robot 映射函数自定义机器人协作边界、插入协同避障与信息共享动作；



SAU 和 MAU 协作拆卸头部边缘磨损的螺钉。此过程需要螺钉头部切割等操作。

图 6：复杂长时序任务的自主规划代表性长程任务示例

（4）**量化的工业可信性设计**：提出了规则覆盖率（RCR）和运行时规则合规率（RRCR）两个可信性量化指标，实现了 24 条动力电池可信拆解的可校验先验规则 100%的 RCR，超 200 次工业试验 100%的 RRCR，所有关键操作都设置了可校验检查点，填补了工业安全可信性的空白。



基于规划的动作原语序列，慢思考系统自主确定任务是由单个机器人完成还是通过多个机器人协作完成。

图 7：螺纹紧固件拆卸任务的动作流

（三）感知与执行技术：从单模态到多模态融合持续学习

1. 技术基础：YOLOv5 螺钉检测与被动柔顺执行

2023 年之前的研究主要聚焦于高精度螺钉拆解的核心技术：

（1）感知层面：基于 YOLOv5 实现螺钉检测，结合 RANSAC 平面拟合与卡尔曼滤波实现螺钉 6D 位姿估计，最终位置误差 0.38mm、姿态误差 0.017rad，插入成功率 100%，但仅依赖视觉单模态，对光照变化、遮挡、螺钉磨损等场景的稳健性不足；

（2）执行层面：设计了被动柔顺扭矩执行器，基于马尔可夫决策过程实现力觉引导的螺钉柔顺套接，但控制依赖传统状态机，无法适配高自由度机器人

的快速运动求解；

(3) 硬件层面：仅采用单台固定 UR10e 机械臂+定制式螺钉拆卸执行器，功能仅覆盖完好螺钉的拆解。

2.核心突破：视觉-力觉交叉验证与 RobKiNet 运动控制

(1) 多模态交叉验证与持续学习感知体系：提出了视觉-力觉交叉验证机制，当视觉感知出现误差导致套接失败时，系统可通过力觉反馈触发重规划，切换至力控主导的位姿调整原语。初始任务成功率从单视觉的 72.4%、单力觉的 70.5%提升至 81.7%。同时设计了神经谓词反向修正持续学习机制，经持续迭代优化后，视觉位姿估计的位置 RMSE 从 8.78mm 降至 1.19mm，最终任务闭环成功率达到 100%。

(2) 知识嵌入的运动控制神经网络：首创机器人运动学先验神经网络 (RobKiNet)，如图 8。通过可微分编程将机器人运动学约束嵌入端到端网络训练，替代了传统采样式运动规划。实验数据表明，传统随机采样需平均 31.04 次才能获得合法构型，而 RobKiNet 仅需 1.3 次，采样成功率达 96.7%；在真实电池拆解场景中，9 自由度自主移动操作机器人整机控制场景的单次成功率达 98%，单步推理仅需 195.76ms，远快于传统采样算法。

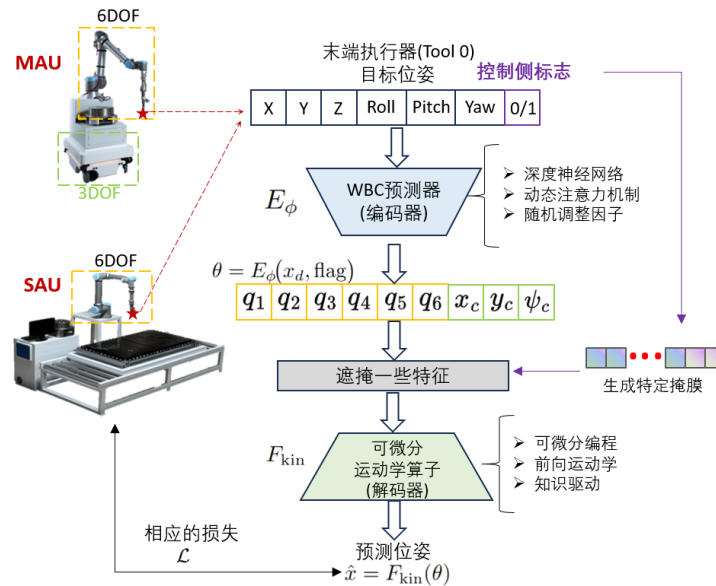
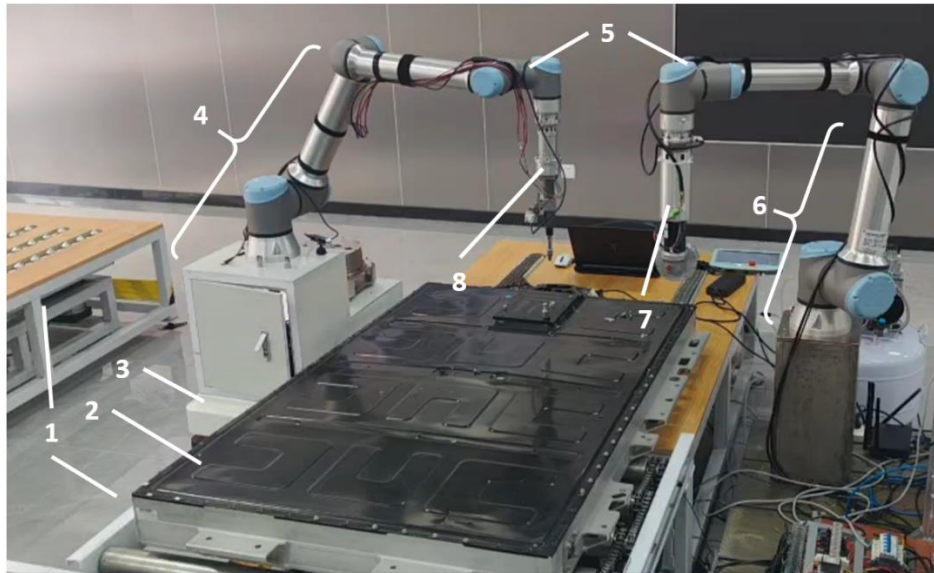


图 8: RobKiNet 训练流程与架构

3.全场景硬件平台：MAU+SAU 与专用末端执行器

设计了移动自主单元 (MAU) 和固定自主单元 (SAU) 两类工业级硬件平台，如图 9:

- MAU 为移动底盘+6 轴机械臂的 9 自由度移动操作臂，配备螺纹紧固件拆卸执行器，负责灵活的移动拆解任务；
- SAU 为固定工业机械臂，配备主动-被动柔顺切割执行器，负责高精度的切割与铣削任务。



1:拆解工作站; 2:退役动力电池; 3:移动底盘MiR; 4:移动自主单元MAU; 5:协作机器人UR10e; 6:固定自主单元SAU; 7:切割执行器; 8:拆解执行器

图 9： MAU 与 SAU 全场景硬件平台

配套设计了 20 工位旋转式套筒快换机构，支持 20 种不同规格套筒的全自动更换，更换成功率达 100%，解决了多类型螺钉拆解的硬件适配问题。该硬件平台覆盖了可拆卸连接与不可拆卸连接的全类型拆解任务，可应对生锈、边缘磨损螺钉、结构变形、焊点铣削等工业真实工况。

（四）协同能力：从静态人机分工到产线级动态多机协同

1.技术基础：按环节静态分工的人机混合模式

2023 年之前的研究实现了基础的人机混合拆解模式：

（1）基于拆解环节的自动化难度进行静态人机分工，机器人承担螺钉拆卸、模组搬运等易自动化环节，人工完成线束、卡扣、绝缘处理等难自动化环节；

（2）人机交互仅为简单的故障求助，无动态任务调度与协同机制，也无多机器人协同能力。

2.核心突破：基于动作原语的多机任务分配与可信人机交互

(1) 多机器人自主协同机制：构建了基于动作原语能力库的任务分配体系，通过“Action-to-Robot”映射函数，自动实现动作到机器人的分配，定义了机器人协作边界并自动插入协同避障、信息共享动作。真实工业场景中，多机器人协同任务成功率达 98.5%。

(2) 可解释的可信人机交互：基于神经符号世界模型的“白盒”特性，机器人的每一步动作都有明确的符号逻辑与目标，人类可清晰理解机器人的行为意图。当机器人多次执行失败时，会精准定位故障环节并请求人工协助，而非简单的故障报警，实现了工业场景下安全、高效的人机协作。

3. 人类监督模式下的自主拆解工艺

建立了人类监督模式下的自主拆解工艺，如图 10，以“人类监督、机器人自主执行”为核心原则：

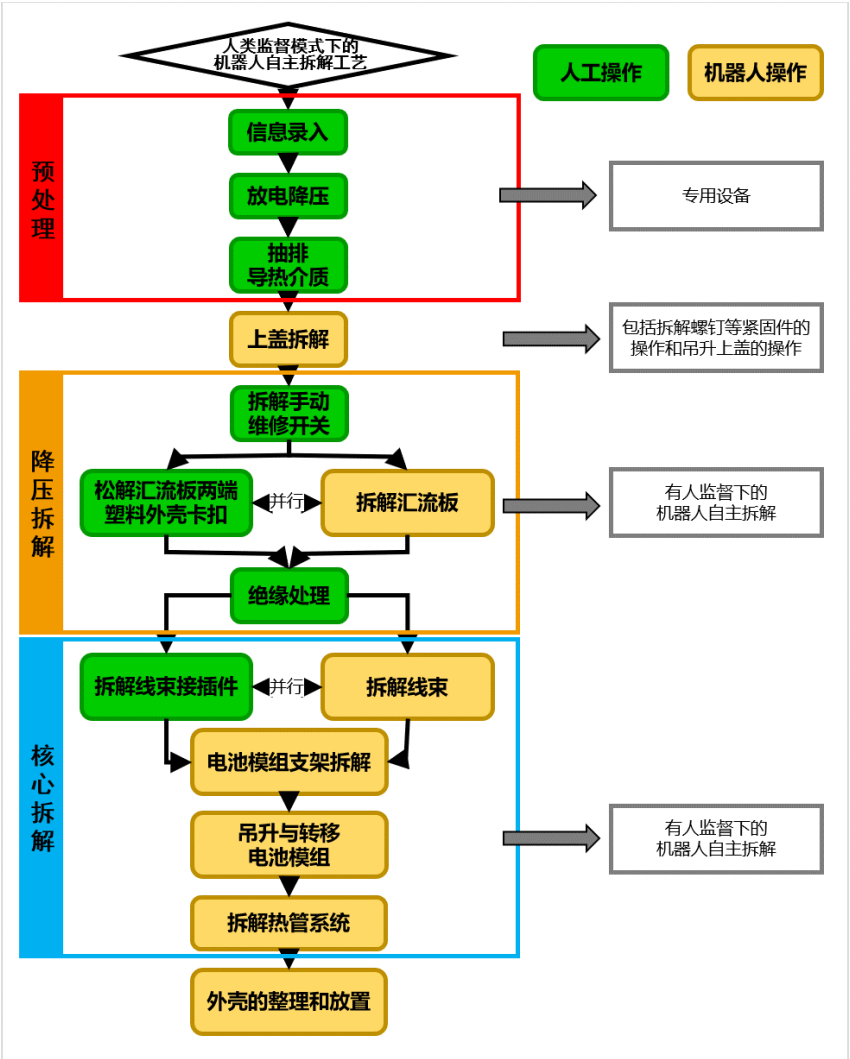


图 10：人类监督模式下的自主拆解工艺

- 机器人承担约 80%的拆解工作量，包括上盖螺钉拆卸、汇流板焊点铣削、模组转运等；

- 人类监督员聚焦 20%的管理、决策、协同及保障类工作，包括作业前风险评估、作业中实时监控、异常处置与作业后质量仲裁。

该工艺兼顾了自动化效率与工业安全性，实现了从实验室工作站到工业产线的跨越。

（五）工业落地能力：从实验室原理验证到规模化产线部署

1.真实工业场景验证：单机器人 98.8%、多机 98.5%任务成功率

系统已部署在真实的退役动力电池拆解产线，针对工业回收的多型号、多状态退役电池完成了全流程测试。如图 11 所示，累计完成 600 次单机器人拆解试验与 200 次多机器人协同试验，单机器人自主拆解任务成功率达 98.8%，多机器人协同任务成功率达 98.5%，满足工业产线的运行要求。

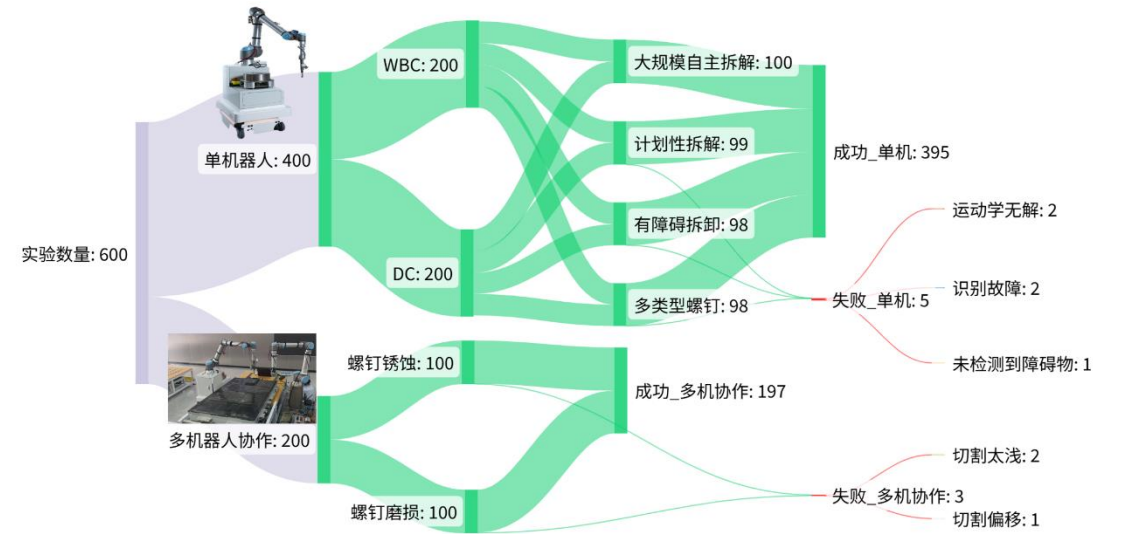


图 11：真实工业场景部署验证数据统计

2.国内首条全流程神经符号 AI 柔性拆解产线

已建成国内首条覆盖“电池包-模组-电芯”全流程的神经符号 AI 柔性智能拆解产线：

- 电池包拆解工位：采用“大视野+高精度”双 3D 相机组合方案，实现全流程柔性拆解，可兼容数十种不同品牌、型号的电池包；

- 模组拆解工位：设置粗铣、精铣两个专用工位，实现汇流板焊点铣削、

极柱精铣与端板切割的高精度自动化操作，极柱铣削精度达亚毫米级，端板切割成功率 99.8%。

3.核心产业价值：效率、安全、成本的三重突破

该产线的规模化落地带来了显著的产业价值：

（1）效率与资源回收率双提升：单电池包拆解时间从人工的 45 分钟缩短至 12 分钟，全流程拆解效率较人工提升 3-5 倍，单条产线日均拆解电池包可达 40-50 个；精细化拆解使电芯完好率达 99%以上，为梯次利用与材料再生创造了条件。

（2）人力替代与安全升级：单条产线减少一线高危操作工人 8 人，彻底规避了人工拆解面临的高压、有毒化学品暴露、机械伤害等安全风险。

（3）柔性生产与降本增效：产线可同时适配数十种主流品牌电池包，设备稼动率从传统自动化产线的 40%提升至 85%以上；神经符号具身智能的知识复用能力，使新机型适配成本降低 80%，大幅提升了回收企业的市场竞争力。

五、动力电池智能拆解产业技术路线图（2025-2030）

（一）总体发展目标

1.智能化分级演进路径

根据对环境不确定性的适应能力与自主决策水平，神经符号人工智能的演进可以划分为多个阶段：L2、L3.1、L3.2……直至 L4，如图 12。

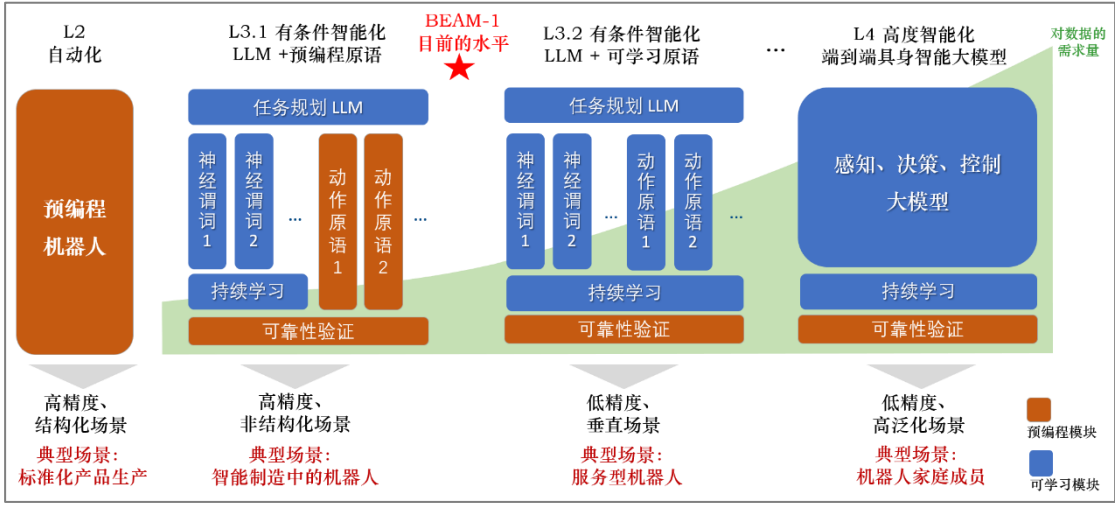


图 12：神经符号具身智能的演进

（1）L2（自动化阶段）：在这个阶段，整个系统依赖于专业人员的定制化设计与编程。虽然系统能够实现特定任务，但其操作流程和控制逻辑完全需要预设，缺乏灵活性。

（2）L3（有条件智能化阶段）：在 L3 阶段，系统开始具备更高的自主性。通过抽象出动作原语（用于执行任务的基本操作单元）和神经谓词（用于识别和检测当前环境或状态的神经网络模块），机器人可以基于感知的状态自主规划动作序列。L3 阶段进一步细化为更多个子阶段，例如：

- **L3.1（LLM+预编程原语）：**动作原语是由专家预先编程完成的，系统能够基于感知数据自主选择并组合原语完成任务；
- **L3.2（LLM+可学习原语）：**动作原语不再仅限于预编程，而是通过强化学习、模仿学习等方法获得的，系统能够根据环境的变化不断调整和优化动作，展现更强的适应能力。

（3）L4（高度智能化）：L4 阶段标志着具身智能的全面进化，系统不再将

感知、决策、控制割裂开来，而是通过统一的大模型实现这三者的协同优化。这个模型能够同时处理复杂的感知任务、动作规划和控制，并且具备在复杂环境中快速适应和执行多任务的能力。

2.基于神经符号 AI 的机器人拆解智能化技术路线图 3.0

总体发展目标：以培育制造业“高科技、高效能、高质量”的新质生产力为核心导向，攻克和掌握符合市场需求、实现机器人自主、敏捷、稳健拆解的神经符号具身智能技术，构建自主可控技术体系和标准、专利、人才支撑体系，探索建立软硬件协同创新生态，推动我国机器人拆解智能化共性基础技术和重大前沿技术的自主发展。

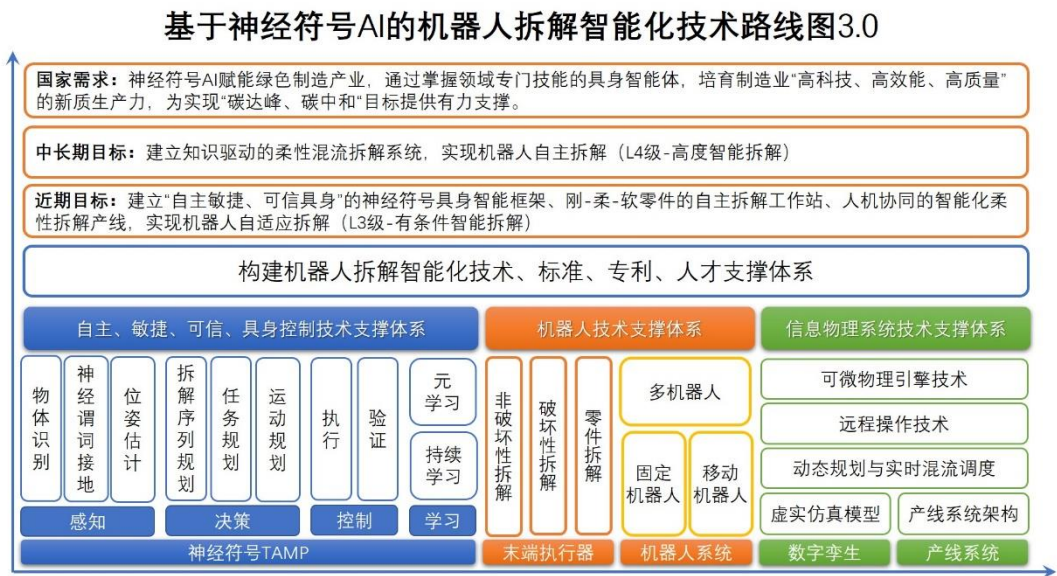


图 13：基于神经符号 AI 的机器人拆解智能化技术路线图 3.0

3.短期目标（2026-2027）：L3.1 向 L3.2 演进，实现全流程自主拆解

- 突破动作原语自主生成与组合优化技术，实现从“预编程原语”向“可学习原语”的升级；
- 完善多模态感知融合体系，实现线束、卡扣等复杂零部件的自主识别与拆解；
- 建成 3-5 条规模化示范产线，单条产线人工替代率达 90%以上，拆解效率较 L3.1 提升 30%。

4.中期目标（2028-2029）：L3 趋于成熟，覆盖 95%主流动力电池型号

- 构建基于 VLM 的拆解知识图谱自动构建技术，实现从产品图纸、手册中自动提取拆解知识；

- 完善云边端协同的持续学习机制，实现多产线知识共享与模型统一迭代；
- 技术覆盖 95%以上主流动力电池型号，新机型适配周期缩短至 1 天以内，设备稼动率提升至 90%以上。

5.长期目标（2030）：迈向 L4 级高度智能拆解，最终实现零编程适配

- 突破全链路可微分神经符号规划框架，实现感知、规划、控制的一体化联合优化；
- 实现完全未知型号电池包的“零编程”自适应拆解，任务成功率保持 99%以上；
- 构建完善的行业标准体系，推动神经符号具身智能技术在报废汽车、工程机械等领域的规模化应用。

（二）基本策略

1.构建"知行合一、训推一体、可信具身"的技术体系

坚持神经符号融合的技术路线，持续深化双系统协同控制架构，强化系统的可解释性、可靠性与安全性。重点突破感知泛化、自主学习、多机协同等核心技术，构建自主可控的动力电池智能拆解技术体系。

2.打造开源协同的神经符号 AI 创新生态

依托神经符号 AI 社区，开放核心算法、数据集与硬件设计方案，联合高校、科研院所、企业开展协同创新。建立技术交流与成果共享平台，吸引更多力量参与技术研发与产业落地，形成产学研用深度融合的创新生态。

3.探索"技术-应用-产业"无缝对接的成果转化机制

建立“实验室研发-中试验证-产业落地”的全链条成果转化体系，联合行业头部企业开展技术示范与应用推广。探索“机器人即服务（RaaS）”等新型商业模式，降低中小企业技术升级成本，推动行业整体智能化水平提升。

（三）关键技术路线

图 14-图 16 分别是基于神经符号 AI 的机器人拆解智能化技术路线图 3.0 感知与决策部分、控制与学习部分、执行本体与信息物理系统部分的分技术路线图。

基于神经符号AI的机器人拆解智能化技术路线图3.0-感知、决策



图 14：技术路线图 3.0——感知与决策技术路线图

基于神经符号AI的机器人拆解智能化技术路线图3.0-控制、学习



图 15：技术路线图 3.0——控制与学习技术路线图

基于神经符号AI的机器人拆解智能化技术路线图3.0-执行本体与CPS



图 16：技术路线图 3.0——机械执行本体与信息物理系统技术路线图

1.感知技术路线

如图 14 所示：

- （1）基于 VLM 的非标准件识别技术：利用视觉语言模型实现对未知型号零部件的识别与理解，提升系统的泛化能力；
- （2）神经谓词接地与持续优化技术：实现神经谓词的自动生成与在线优化，降低对人工标注的依赖；
- （3）直觉式与推理式结合的位姿估计技术：融合神经网络的直觉预测与符号逻辑的推理验证，实现复杂工况下的高精度位姿估计。

2.决策技术路线

如图 14 所示：

- （1）RAG 增强的拆解知识图谱自动构建：通过检索增强生成技术，从多模态数据中自动提取拆解知识，构建动态更新的拆解知识图谱；
- （2）基于支撑关系的拆解序列推理：利用拆解对象的支撑与紧固关系，自动生成最优拆解步骤，提升长时序任务规划效率；
- （3）多机与人机协同的全局任务规划：实现产线级多机器人、多工作站的动态任务调度与协同作业，优化整体生产效率。

3.控制技术路线

如图 15 所示：

- （1）多模态融合的实时运动规划：融合视觉、力觉、触觉等多模态传感信息，实现动态环境下的实时无碰撞运动规划；
- （2）全流程安全保障与异常自主处理：构建多层次的安全防护体系，实现常见异常工况的自主检测与处理，提升系统的鲁棒性；
- （3）动作可行性实时检测与反馈：在动作执行过程中实时检测可行性，及时调整执行策略，避免操作失败与安全事故。

4.学习技术路线

如图 15 所示：

- （1）动作原语的自主生成与组合优化：通过模仿学习、强化学习等方法，实现动作原语的自主生成、组合与优化；
- （2）视觉-语言-行为（VLA）对齐技术：实现自然语言指令、视觉感知与机器人动作的精准对齐，提升人机交互的自然性与便捷性；

（3）云边端协同的持续学习机制：构建云端集中学习、边端分布式部署的持续学习体系，实现多产线经验的共享与复用。

5.执行本体与 CPS 技术路线

如图 16 所示：

（1）通用型拆解末端执行器设计：研发即连即用的通用型拆解末端执行器，支持多种连接类型与零部件的拆解操作；

（2）多功能复合机器人与多机系统：开发双臂、多臂复合机器人与多机器人协同系统，提升复杂任务的执行能力；

（3）高保真数字孪生与远程操作技术：构建高精度的数字孪生系统，实现拆解过程的虚拟仿真、预验证与远程监控操作。

（四）保障措施

1.建立神经符号 AI 开源社区

依托神经符号 AI 社区，组织开展共性基础技术和前沿技术研究，开放核心算法、数据集与硬件设计方案。建立技术标准工作组，推动制定动力电池智能拆解的行业标准与规范。

2.实施标准、专利与人才战略

完善相关标准体系建设，规范拆解智能化中的信息感知、自主控制、系统协同、检测维护等方面技术要求；加强知识产权布局，形成一批核心专利；培养吸引高层次创新人才，同时加强技术培训基地建设，培养高级专门技术人才。

3.完善政策支持与多元化投融资体系

加强相关产业政策研究，积极申报国家科技重大专项、省部级科研项目，争取科研资金支持；拓宽多元化投融资渠道，吸引社会资本参与技术研发与产业落地，形成“政府+企业+资本”的多元化资金保障体系。

六、结束语

1.技术范式变革的核心价值

基于神经符号具身智能的拆解新范式，从根本上破解了传统拆解方案在非结构化场景中适应性差、可靠性不足、可解释性缺失的核心痛点。其本质是从“任务自动化”到“可信自主智能”的范式升级，通过融合符号逻辑的可解释推理与神经网络的泛化感知，构建了符合控制论第一性原则的可信具身智能系统，为工业垂域人工智能的规模化落地提供了全新的范式参考。

2.产业规模化应用前景

随着技术的不断成熟与成本的持续下降，神经符号具身智能技术将在退役动力电池回收行业实现规模化应用。预计到 2030 年，国内 80% 以上的大中型动力电池回收企业将采用智能拆解技术，行业整体拆解效率提升 5 倍以上，资源回收率提升至 95% 以上，每年可减少钴、镍、锂等战略性矿产资源进口约 20 万吨，产生显著的经济与社会效益。

3.跨领域技术泛化方向

神经符号具身智能范式的核心价值，在于解决了非结构化工业场景中可信自主操作的共性难题。其应用边界远不止于动力电池拆解领域，未来将向报废汽车、工程机械、3C 电子产品、光伏板、风电叶片等退役产品的智能拆解领域泛化，为整个循环经济产业提供通用的智能拆解技术底座。同时，该技术还可拓展至装配、打磨、检测、运维等更广泛的工业接触式操作场景，推动离散制造业的智能化转型。

4.对绿色制造与双碳目标的战略意义

退役动力电池智能拆解技术的规模化应用，将有力推动我国新能源汽车产业的全生命周期绿色发展，保障战略性矿产资源的安全供给，减少原生矿产开采带来的环境影响。同时，该技术将带动绿色制造产业的智能化升级，为我国实现“碳达峰、碳中和”目标提供重要的技术支撑，助力构建绿色低碳循环发展的经济体系。

附录

附录 A 代表性科研成果与论文

[1] Yanlong Peng, Zhigang Wang, Yuping Zhang, et al. Industrial-grade trustworthy embodied system for power battery disassembly based on the disassembly NeuroSymbolic World Model [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2026, 86: 247-263.

[2] Yanlong Peng, Zhigang Wang, Yisheng Zhang, et al. RobKiNet: Robotic Kinematics Informed Neural Network for Optimal Robot Configuration Prediction [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2026: 105541.

[3] Yanlong Peng, Zhigang Wang, Yisheng Zhang, et al. Revolutionizing Battery Disassembly: The Design and Implementation of a Battery Disassembly Autonomous Mobile Manipulator Robot (BEAM-1)[C]//2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2024: 6367-6374.

[4] Hengwei Zhang, Yisheng Zhang, Zhigang Wang, et al. A novel knowledge-driven flexible human-robot hybrid disassembly line and its key technologies for electric vehicle batteries [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 68: 338-353.

[5] 任伟, 王志刚, 杨华, 等。基于神经符号的动力电池拆解任务与运动规划 [J]. 计算机研究与发展, 2021, 58 (12): 2604-2617.

附录 B 神经符号 AI 社区资源与联系方式

- 官方网站: <https://www.nsaihome.org.cn/>
- 微信公众服务号: 神经符号 AI Home



NSAiHome
神经符号人工智能社区

www.nsaihome.org.cn