

# 【神经符号 AI 讲座】自主、可解释、稳健的动力电池拆解系统

**编者按：**上海交通大学神经符号人工智能暑期学校开学典礼暨社区研讨会，于 2024 年 6 月 24-25 日在上海交通大学召开。上海交通大学张翌盛作了题为《自主、可解释、稳健的动力电池拆解系统》社区共享项目研究进展报告。该项目提出了一种基于神经符号 AI 的动力电池拆解任务与运动规划架构。该架构通过引入“神经谓词”，实现了将多模态感知数据高效转换为适用于拆解任务的状态表示；通过对“动作原语”的增强与扩展，并融合深度学习与经典控制理论，赋予了机器人在动态非结构化环境中执行高精度动作的能力，确保了系统的自主性与可解释性。针对动力电池紧固件拆卸的特定挑战，我们优化了末端执行器的设计，改进了视觉定位算法，并通过引入基于力感知的接触状态判据和搜索算法，构建了马尔可夫决策过程（MDP）模型，显著提升了拆卸过程的稳健性。此外，通过大量实验，验证了该系统在实际应用场景中的有效性。

## 一、动力电池机器人拆解智能化势在必行

基于电动车行业的迅猛发展，我们的项目初衷是提高电动车动力电池的拆解效率。根据德勤中国的数据，预计到 2030 年底，报废的锂电池数量将达到 1480GWh。如此庞大的报废锂电池，若不加以回收利用，必将导致巨大的资源浪费和环境污染。因此，提升拆解效率势在必行。

然而，由于这些报废电池在产品设计、生产工艺、生命周期的完整性与使用寿命等方面存在众多差异，导致其拆解过程远比装配过程复杂得多。因此，尽管全流程的自动拆解线在目前仍不可行，人们开始采用人机混合模式以提高拆解效率。在这种模式下，机器人主要执行如螺钉紧固件拆卸等简单重复性任务，这些任务约占整个电池拆解过程的 40% 以上。而需要高度灵活性的任务，如电缆和线束的拆除，则仍由人类完成。

机器人拆卸报废动力电池的螺钉紧固件实际上仍是一项具有挑战性的任务。与自动装配线中的机器人不同，拆解线中的机器人无法通过预编程动作完成任务，尤其是面对多品种、小批量的报废动力电池而言。因此，拆解智能化要求在拆卸过程中，机器人具备自主性、可解释性和稳健性。

然而，现有的研究并未能很好地满足上述基本要求。因此，我们提出了一种基于神经符号的任务运动规划架构，目的在于开发出自主可解释和稳健的动力电池机器人拆解系统。该架构致力于解决在非结构化条件下拆解过程中存在的不确定性问题，并集成了拆解任务决策、机器人运动感知及控制功能。

## 二、基于 PDDL 的神经符号任务和动作规划

在这项研究中，我们致力于提升系统在实际场景中的可用性。首先，我们基于 PDDL 框架，对系统中原语的实现进行了增强，并扩展了动作原语。同时，我们利用机器人结合深度学习和经典控制理论的能力，实现了高精度的动作原语。通过引入更多原理，如力、扭矩等传感器数据，这些扩展确保了机器人在真实场景中，通过多模态感知，在动态非结构化环境中以高成功率完成拆解任务。我们还进行了多次真机实验，结果表明该系统能够稳健地执行汽车动力电池的拆解任务。

整个系统的架构，即神经符号任务运动规划系统架构，如图 1 所示。我们采用 PDDL（规划与定义语言）来定义拆解原语，并通过实时推理来推动整个过程。特别地，我们引入了神经谓词（Neural predicates）的概念，利用神经网络将传感器数据映射到准符号状态，如图 2 所示。简而言之，我们通过分类神经网络，将图像、语言、力或扭矩等高维状态序列抽象成类似概率矩阵的形式，从而直接应用于拆解场景中与状态相关的任务。

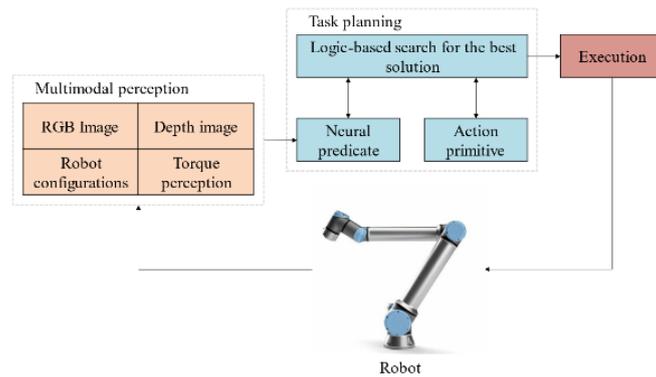


图 1.神经符号任务与运动规划的架构

基于上述内容，我们提出的 5 个神经谓词，例如，末端执行器是否对准目标紧固件，以及目标紧固件四周是否有障碍物等状态，结合其他人工定义的 3 个谓词，共同构成了系统的感知核心。

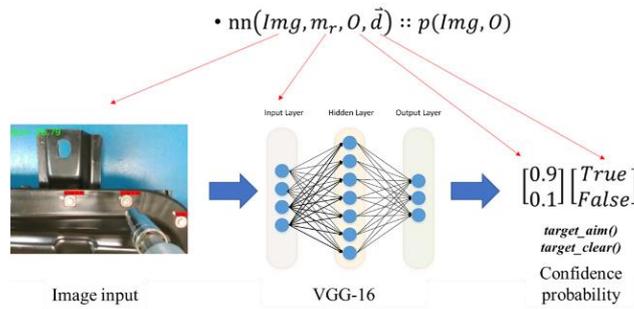


图 2.神经谓词，既是符号逻辑系统中的谓词，也是一个概率神经网络。视觉、力觉等多模态信息和连续高维空间状态，经过神经网络的映射，得到逻辑推理所需的符号状态，直接驱动动作原语，避免了定义复杂的逻辑规则。

通过对文献的深入分析和现场实地调研，我们从汽车动力电池实际人工拆解场景中工人所使用的技能中获得启发，设计并实现了最初的 5 种基本动作原语。随后，为了支持整个套接操作的实现，我们又引入了 3 种新的原语。实际上，由于感知能力和控制精度的限制，在真实场景中，机器人的末端执行器与目标紧固件之间的套接仍然是一个具有挑战性的任务。通过引入这些新的原语，我们显著增强了系统的性能，从而实现了对汽车动力电池上细小紧固件的稳健拆解。

下面我将介绍如何在 PDDL 框架下，利用神经谓词和动作原语来推动任务规划的工作。事实上，每个原语在 PDDL 中被形式化定义为其可执行的前提条件和预期的执行结果的组合。

以下是一个基于 PDDL 的神经符号任务规划示例，如图 3 所示：假设当前状态下，我拥有一个目标紧固件的位置。在目标状态下，我需要实现将该紧固件拆卸下来，使其达到一个 disassembled 的已拆解状态。为此，我会为初始状态和目标状态分别提供一个由神经谓词组成的逻辑表达式。通过一系列由 PDDL 语言封装好的形式化定义，就能够实现这一过程。

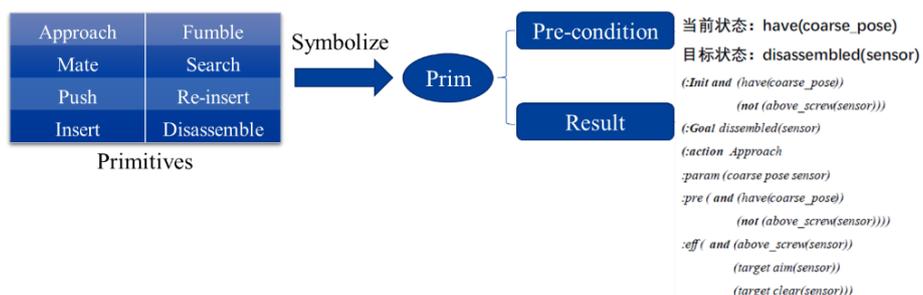


图 3.基于 PDDL 的神经符号任务规划例子

例如, "approach"这个动作原语表示我需要从机械臂的当前位置靠近到目标位置附近, 即执行一个靠近操作。这个操作涉及一些相关参数的表达, 比如当前已知的目标紧固件的坐标位置, 以及当前传感器的一些参数。在设定这个动作之前, 必须确保已经获取了目标紧固件的粗略位置, 并且机械臂此时应远离该紧固件, 否则就不需要执行这个靠近操作。

预期的执行结果是, 机械臂已经移动到目标紧固件的上方附近。在获取了目标的粗略位置后, 机械臂直接移动到该位置附近, 并预期能够实现执行器对目标紧固件的对准操作。同时, 假设目标附近没有障碍物, 以确保操作的顺利进行。

我们遵循一个原则, 即“乐观估计, 保守执行”。在设计原语的预期效果时, 我们乐观地估计其能达到的最佳效果。然而, 在实际执行过程中, 我们会根据实时的判断进行必要的修正。这样做的目的是确保不会遗漏任何关键步骤, 同时也能避免不必要的动作序列, 从而优化机械臂的操作路径, 确保其动作的高效性和准确性。

任务规划模块本质上是一个符号逻辑系统, 其接地实现 (Grounding) 依赖于神经网络导出的神经谓词, 如图 4。神经网络以多模态信号为输入, 如图像、力反馈和深度信息等。得益于神经网络的封装形式, 系统能够运用逻辑搜索算法, 从当前状态中提取出通往目标状态的最佳动作原语序列, 并依次执行这些原语, 从而顺利完成任务。

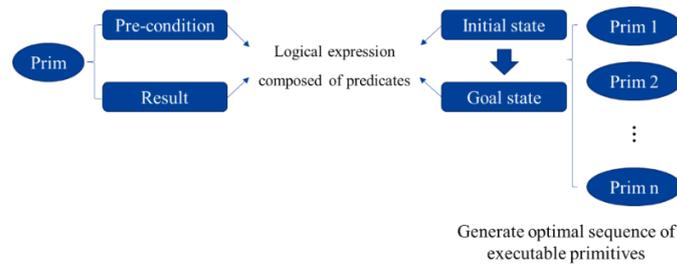


图 4.基于 PDDL 的神经符号任务规划, 本质上是一个符号逻辑系统, 其接地实现 (Grounding) 依赖于神经网络导出的神经谓词。

值得一提的是, 与经典的符号规划不同, 该系统在执行过程中会持续感知环境并动态更新其状态。正如之前所述, 在每次执行动作原语之前, 系统都会对当前状态进行一次检查。这种机制确保了当感知到的实际状态与预期不符时, 系统能够立即进行重新规划, 以保持任务执行的准确性和适应性。也就是说, 它并非一个僵化的预编程动作序列。系统并非一开始就制定好了一二三步的固

定计划，然后盲目地执行下去。相反，它会实时根据当前环境进行灵活调整。这种机制体现了神经符号系统的“知行合一”理念，更接近具身智能的本质，即在行动中不断感知和适应环境，以实现更为智能和灵活的任务执行。

我们目前尝试通过大语言模型（LLM），特别是当前主流的 GPT-3.5 和 GPT-4，来辅助设计一个三层提示词驱动的推理引擎。这一设计灵感源自 Tree of Thought 算法，旨在构建一个层次化的系统，以提升推理和决策的效率与准确性。（后续社区会继续分享相关的内容）。

基于神经符号人工智能的任务与运动规划系统，如图 5，在系统级别上确保了高度的可解释性。由于采用了 PDDL 语言框架，机器人的每一个决策和执行步骤都变得透明且易于理解。系统能够基于实时状态的感知进行任务规划，并通过神经谓词的判断进行自我验证，而非依赖于预先人工抽象且不可变的状态。这一过程充分体现了系统的自主性。在这样的架构下，动作原语成为实现系统稳健性的关键要素。后续，我们将详细探讨在真实场景中如何进一步优化原语，以更好地保障整个任务的顺利完成。

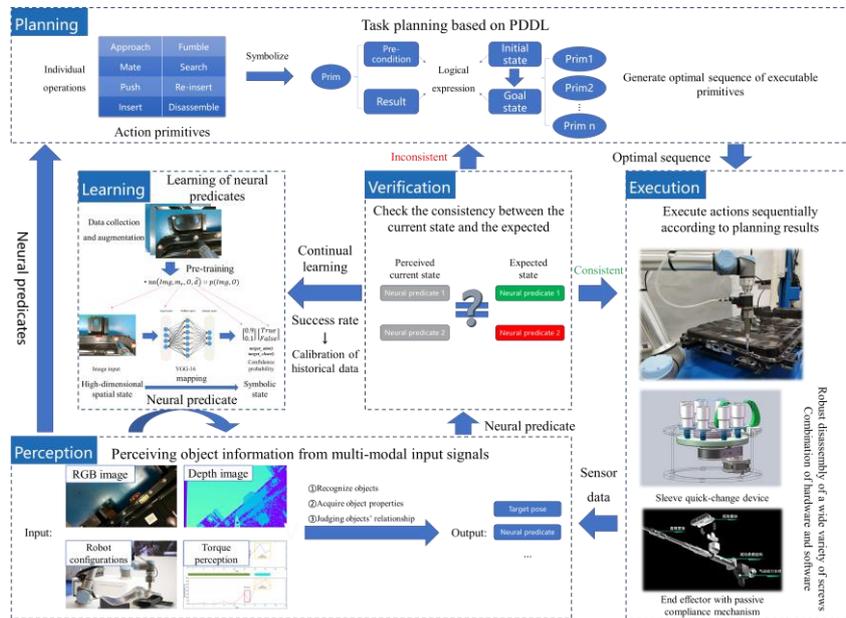


图 5. 基于神经符号人工智能的任务与运动规划系统

### 三、动作原语的实现

实际上，由于紧固件（如螺钉、螺帽等）几何形状的不规则性和纹理的不一致性，使用深度相机进行信息采集时，容易导致深度信息的失真，这种失真进而影响了螺钉的准确检测和定位。因此，我们在硬件和软件层面均进行了改

进和优化。

### 3.1 末端执行器的设计

我们对末端执行器重新进行了设计，如图 6。根据螺钉拆解任务的特性，我们设计了一种集成了被动柔顺机构和视觉传感器的扭矩执行器。该执行器包括气动动力主体、方轴传动限位模块、杆限位模块和视觉模块。气动动力主体的结构类似于具有进气口的气动冲击扳手。传动方轴限位模块由轴限位壳体、传动方轴、滑动轴承、弹簧和方轴衬套组成。这种带弹簧的柔顺机构在传递气动动力主体输出扭矩的同时，为下方的长杆提供轴向运动的自由度。该设计不仅防止了拧松螺钉时的刚性碰撞，还补偿了套接过程中的深度定位误差。这种补偿无需依赖算法设计，而是通过柔顺机构直接实现。视觉模块的主要组件是固定在轴限位壳体上的 Intel RealSense D435 相机。此外，对于外六角螺钉，采用 12 点套筒，只需稍微旋转即可成功套接。简言之，定制的末端执行器以简单的结构为套接操作提供了良好的被动柔顺。

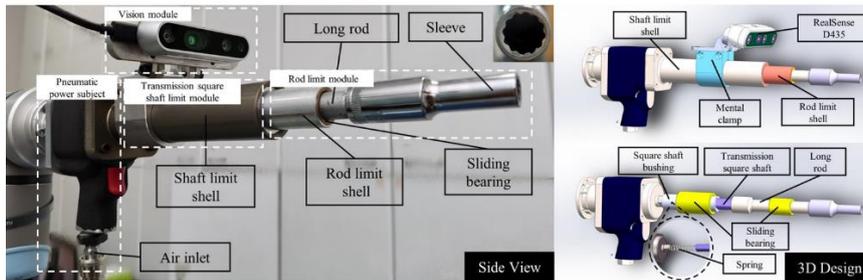


图 6.全新设计的末端执行器

### 3.2 基于视觉感知的位姿估计算法

在视觉定位方面，如图 7 所示，我们采用了 YOLOv5 目标检测算法，并结合了 RANSAC 姿态估计算法，以实现目标紧固件位置和姿态的精确估计。为了进一步提升精度，我们还引入了卡尔曼滤波用于校正位姿估计中的偏差。

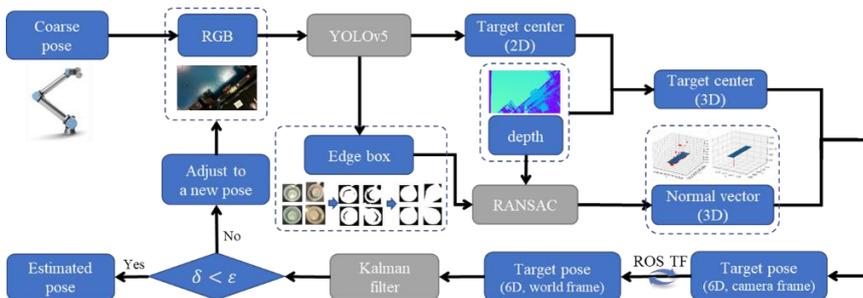


图 7.基于视觉的位置估计算法

下面我将介绍算法实现的整体流程。首先，神经网络以同时记录彩色和深度信息的 RGB-D 相机采集图像作为输入，并将检测到的螺钉标定框中心视为其上表面的中心。通过 YOLOv5 算法获得标定框后，结合摄像头采集的深度信息，可以得到螺钉上每个点的空间坐标。

理论上，对于螺钉这种规则形状的物体，只需三个点的坐标即可计算其朝向。然而，RealSense D435 等低成本相机所采集深度图像中的噪声，对于螺钉这类细小紧固件的影响不可忽视。因此，仅通过少数几个点计算出的螺钉朝向结果实际上是不可用的。为此，我们采用了 RANSAC 算法，通过平面拟合来计算其法向量，以提高计算的准确性和可靠性。

为了避免实际过程中常见的定位不准确和深度信息不可靠造成的误差，我们引入了卡尔曼滤波，校正估计的螺钉姿态，实现了末端执行器的主动循环定位。卡尔曼滤波是一种用于估计系统状态的算法，其显著优势在于能够预测和计算位置的不确定性，特别适用于处理含有噪声的测量数据。其核心思想是通过递归的方式，结合系统的动态模型和测量数据，用高斯噪声校正估计的螺丝姿态。每次迭代过程中，末端执行器会进行主动适应调整，使其与滤波后的螺钉位姿估计一致。随后，在调整后的位置上方进行下一次识别，以减少由于螺钉在相机视野中倾斜所造成的定位误差。当两次位置估计的方差小于预设阈值时，停止滤波过程，并将此时的位姿估计结果视为可信，进而进行下一步的原语操作。

### 3.3 基于力觉感知的马尔可夫决策过程（MDP）模型

除了最小化视觉定位误差外，我们还依靠基于力觉感知的马尔可夫决策过程（MDP）模型，通过结合末端执行器的主动和被动柔顺性来确保整个操作过程的高度可靠与稳健性。我们引入了基于力/力矩输入的接触状态判据，以及螺线轨迹搜索算法，以构建决策模型。

首先，我们假设在套筒与螺钉或电池包表面接触时，存在三种状态，如图 8 所示：

- (1) 成功套接状态（Clamped）：套筒与紧固件之间实现完美套接。
- (2) 部分套接状态（Partially Clamped）：末端执行器的套筒与紧固件之间存在紧密接触，但尚未达到完美套接状态，我们将其定义为中间状态。

(3) 未套接状态 (Not Clamped): 套筒未能与螺钉形成良好套接, 而是直接与电池包表面接触。这种情况表明视觉定位误差较大, 无法提供可靠的位姿信息。此时, 需借助基于力觉感知的算法进行干预。



图 8. 套筒与螺钉或电池包表面接触时的三种状态

通过将这些状态的定义与算法结合, 我们能够更准确地判断和处理不同接触情况, 确保操作的可靠性和精度。我们采用的策略是将连续的接触状态离散化, 如图 9 所示。为了表征当前的接触状态, 我们采用了一个滑动窗口来获取最近时刻的力和力矩序列, 对应上述三种分类状态 (成功套接状态、部分套接状态、未套接状态), 形成为离散的状态序列, 从而简化了套筒与紧固件接触过程的状态描述。通过这种方式, 我们建立的决策模型紧密依赖于状态, 能够直接基于当前状态做出每个动作决策。

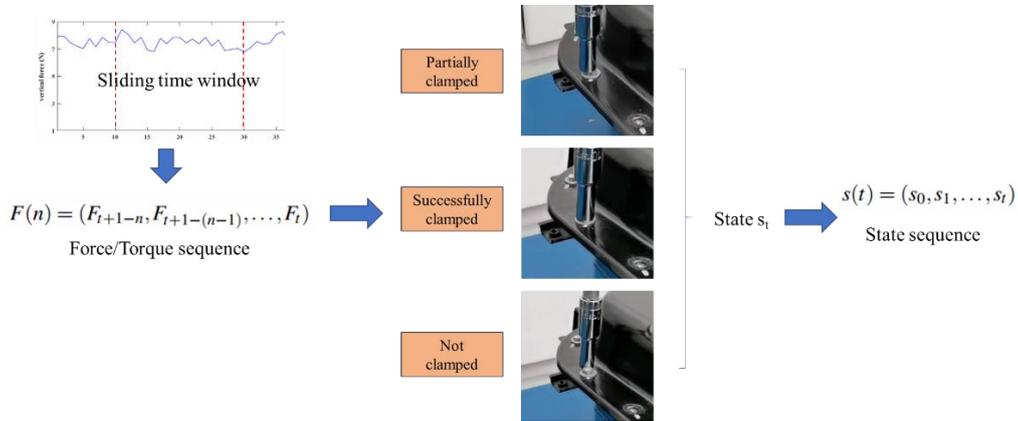


图 9. 套筒与螺钉或电池包表面接触状态的离散化

当这些力序列展现出特定特征时, 我们便采用一种“主动探索”的策略, 以进一步确定当前的接触状态, 如图 10 所示。具体来说, 我们会指示末端执行器在水平方向上进行全向的小幅度平移。当执行套接操作时, 机器人首先将套筒移动至目标紧固件上方一定距离, 然后进行小幅度的旋转并同时下降, 以接近目标紧固件。

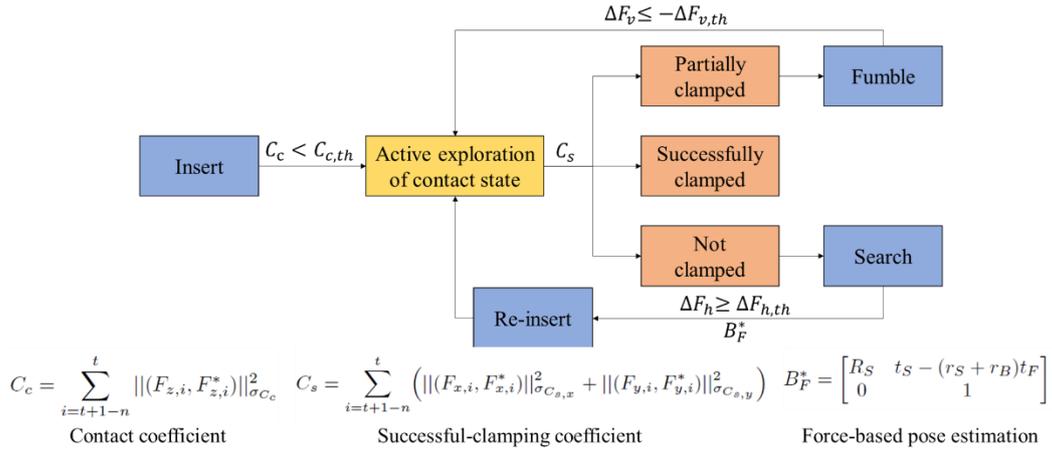


图 10. 套筒与螺钉或电池包表面接触状态的判定

我们通过定义接触系数来评估套筒与紧固件的接触状态，其中包括接触因子（ $C_c$ ）和成功套接判断因子（ $C_s$ ）。这些系数是通过阈值算法来定义的，用以判断套筒是否成功套接紧固件。

（1）部分套接状态（Partially Clamped）时，执行“微调摸索（Fumble）”原语，其原理是模仿人类在黑暗环境中的操作，即在目标附近进行小幅摆动，以实现短步螺旋轨迹搜索，从而实现套接。在此过程中，一旦力传感器检测到法向受力突然变化，系统便认为接触状态发生了改变，并进行一次主动探索，即水平方向的小幅摆动，以判断当前是否成功套接。

（2）未套接状态（Not Clamped）时，执行“搜索螺钉（Search）”原语。在此过程中将会执行较长步长的螺旋轨迹搜索，逐渐增加搜索半径，以搜索到螺钉的真实位置并与之接触。一旦接触，传感器上会表现为侧向力的突变。此时，系统可以通过实时力感知实现对螺钉的重新定位。更新后的位姿估计作为“再套接（Re-insert）”原语的输入，机器人将抬起末端执行器并下探到目标位置再次尝试套接，然后进行新一轮的主动探索。

#### 四、系统有效性的实验验证

为了验证姿态估计的准确性，我们随机选择了电池包上的螺钉，并针对每种方法执行了 120 次位姿估计实验。实验结果如图 11 所示。可以看到，我们所采用的基于 YOLO 目标检测算法，并引入卡尔曼滤波和 RANSAC 算法的方法达到了 100% 的套接成功率。



a) 基于视觉的姿态估计精度

	Success rate	Average error			
		Position (mm)			Orientation (rad)
		x	y	z	
YOLO w/ KF & RANSAC	100%	0.38	0.37	0.55	0.017
YOLO w/ RANSAC	98.3%	0.48	0.42	0.56	0.028
YOLO w/ KF	25.8%	0.48	0.59	0.58	0.372
YOLO only	12.1%	0.55	0.61	0.61	0.428

b) 验证“主动探索”方式有效性的混淆矩阵

Contact state		Predicted		
		<i>success</i>	<i>part</i>	<i>lost</i>
Actual	<i>success</i>	40	13	2
	<i>part</i>	0	31	16
	<i>lost</i>	0	1	41

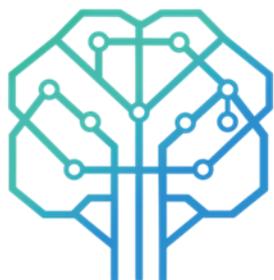
图 11. 实验结果，验证神经符号任务与运动规划在电池拆解任务中的稳健性。

为了评估基于力觉感知的 MDP 模型的有效性和稳健性，以及我们提出的主动探索策略的有效性，在距离螺钉真实位置 2.5-9.5mm 的随机位置作为估计螺钉的起始位置，进行了 40 次套接实验。实验中发现，接触状态的主动探索有时会导致不可靠的判断，可能引发冗余操作。为了评估这种误判的影响，我们进行了消融实验，最终获得了接触状态主动探索的混淆矩阵。结果显示，判断的整体准确率相对较高，但容易发生的误判包括将成功套接状态判断为部分套接状态，或将部分套接状态判断为完全未套接状态。

然而，对于我们这样一个 MDP 的闭环模型，它实际上最多只会导致一次冗余操作，对于最终结果，不会产生较大的负面影响。例如，在大多数情况下，我们发现只需执行“微调摸索”原语即可实现成功套接。在其余情况下，我们最多也只需进行一次“再套接”的操作，即可成功套接。

本项目我们采用的是一种基于阈值的接触状态判据，是因为当时我们尚未深入探讨是否可以利用最近时刻的力和力矩序列进行更复杂的分析和决策。目前，我们利用 LSTM 网络，已经能够通过目标紧固件附近的随机摸索行为，实现了对目标位置和姿态的估计判断，并取得了显著的效果。这实际上是受到人类在不确定目标点实际位置时，会在其附近进行下意识摸索行为的启发。

**神经符号AI，赋能绿色制造的人工智能引擎**  
**<https://www.nsaihome.org.cn>**



**NSAiHome**  
神经符号人工智能社区

（责任编辑 曹晓舟，审核 刘永光）