

# 【神经符号 AI 讲座】基于知识驱动的动力电池人机混流 拆解生产线

**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 日至 25 日在上海交通大学召开。张恒玮作了题为《基于知识驱动的动力电池人机混流拆解生产线》的社区共享项目研究进展报告。该报告基于张恒玮在上海交通大学攻读硕士学位期间的研究工作，聚焦两大核心问题：一是人机协作拆解工艺的优化，二是实时高精度螺钉紧固件的位姿估计，提出了知识驱动的柔性人机混流拆解生产线框架，并开发了一种基于视觉的实时高精度螺钉紧固件位姿估计方法，通过一系列实验验证了该方法的有效性和实用性，为工业场景中非结构化拆解环境下的动力电池智能拆解提供了切实可行的解决方案。

## 一、动力蓄电池的组成结构

首先，让我们简单了解一下动力电池的组成结构。动力电池主要由以下几个部分组成：电池单体及电池模组，这是动力电池中最具价值的部分。如图 1 所示一款动力电池的结构，图中白色部分是由多个电池单体组成的电池模组。

电池管理系统（BMS），可以视为动力电池的“大脑”。它负责收集动力电池的温度、电压、电流等相关信息，并据此进行决策，以确保动力电池的稳定运行，尤其是在长时间运行过程中。

热管理系统。这是动力电池的重要组成部分，主要通过液冷管路对动力电池进行温度调节，使其保持在合理的范围内，从而保证动力电池的正常工作。

连接器系统。动力电池由众多电池单体串联以及电池模组串并联组成。在这一过程中，高压线和信号线发挥着至关重要的作用。高压线按照国家标准规定采用鲜艳的橘黄色进行标识，以确保人身安全；而信号线则主要用于传输传感器数据至 BMS，通常为黑色。连接器的拆除是动力电池拆解过程中最为复杂的部分之一。

最后是支架、底盘及电池框架等结构件。

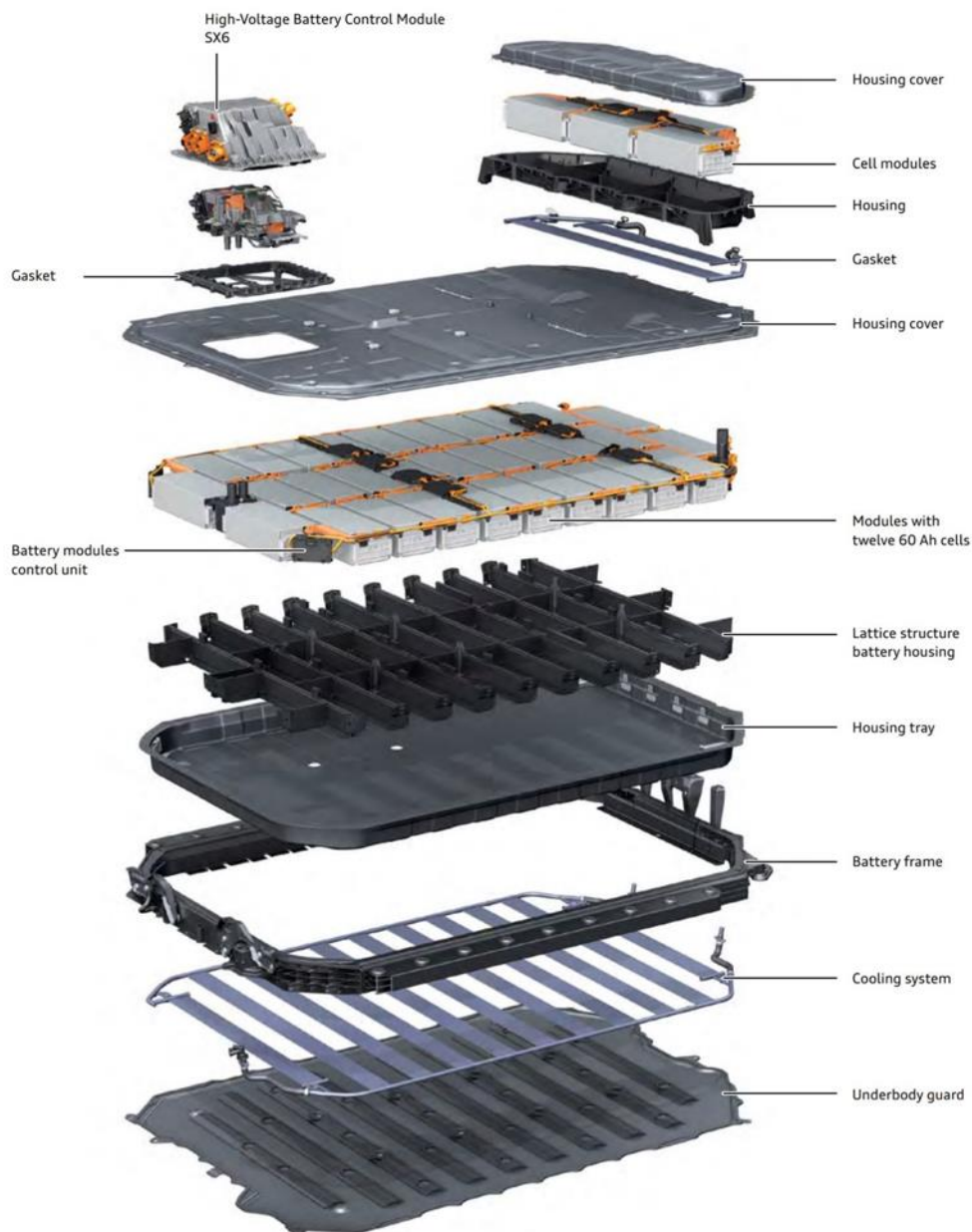


图 1.动力电池的组成结构

## 二、动力蓄电池拆解工艺

动力电池的人工拆解工艺主要包括以下几个环节：预处理、降压拆解和核心拆解，如图 2 所示。

### 2.1 预处理阶段

预处理阶段主要包括三个关键步骤：

(1) **信息录入**：将电池包的相关信息录入计算机系统，建立可追溯的拆解档案；

(2) **放电降压**：使用专用设备对电池进行放电处理，确保后续拆解操作的安全性；

(3) **导热介质抽排**：通过专用设备抽取电池包内的导热介质，这是热管理系统的重要组成部分。

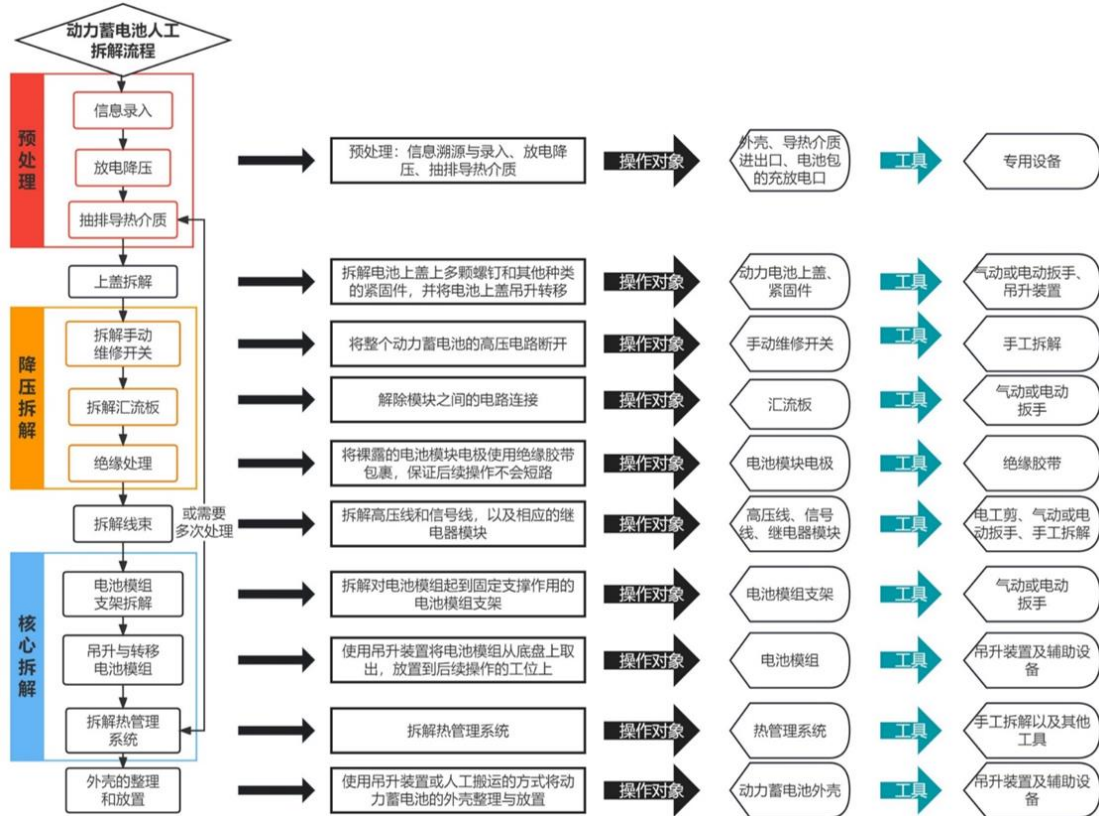


图 2. 动力电池的人工拆解工艺

## 2.2 降压拆解阶段

降压拆解是确保拆解安全的关键环节，主要包括以下步骤：

(1) **上盖拆卸**：使用专业工具拆除固定上盖的紧固件。值得注意的是，电池包的结构件大多采用螺钉连接方式，因此螺钉拆解是本阶段的核心操作之一；

(2) **维修开关拆除**：拆除电池包内置的安全开关，切断内部回路，确保操作安全；

(3) **汇流板拆除**：拆除模组间的高压连接线（即橘黄色汇流板），该部件同样采用螺钉固定方式；

(4) **绝缘处理**：对暴露的电极进行绝缘包裹处理，使用专用绝缘胶带防止短路风险。

## 2.3 核心拆解阶段

核心拆解阶段主要针对电池包的价值核心部件，具体包括：

(1) **线束拆解**：拆除高压线（橘黄色）和信号线（黑色）。由于线束连接方式多样且存在缠绕现象，这是拆解过程中最具挑战性的环节之一，通常需要借助电工剪、气动/电动扳手等多种工具；

(2) **模组支架拆卸**：拆除固定电池模组的支架结构，该步骤同样涉及大量螺钉拆解操作；

(3) **模组转移**：使用专业起重设备搬运电池模组。单个模组重量可达上百公斤，需要专用设备辅助；

(4) **热管理系统拆解**：拆除位于电池包底部的冷却系统组件；

(5) **外壳整理**：对拆解后的各部件进行分类整理和存放。

## 2.4 人机协作拆解工艺的优化

基于传统人工拆解工艺，我们提出了人机协作的智能化拆解工艺，如图 3 所示，绿色部分代表人工操作环节，而黄色部分则表示已转化为机器人操作的环节。

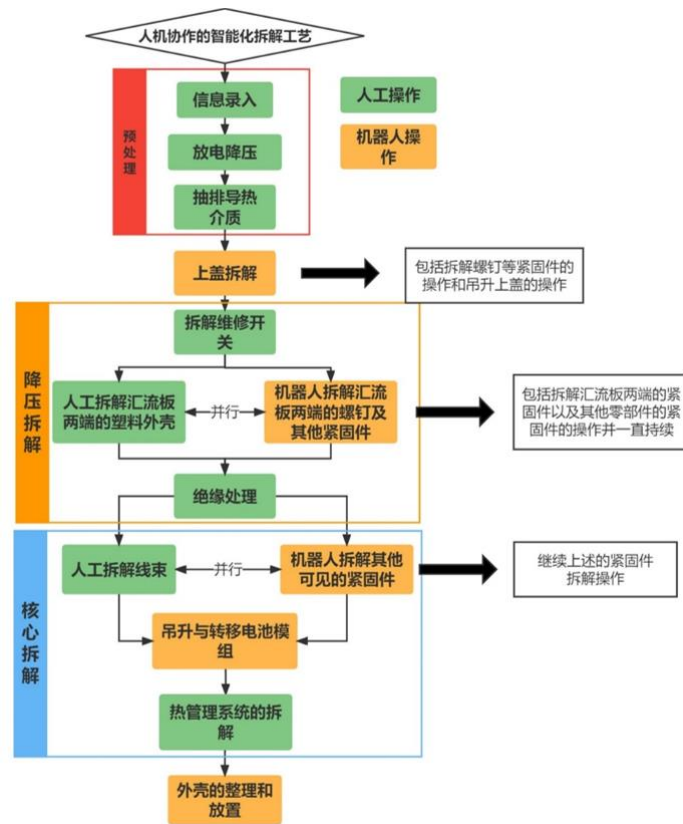


图 3.人机协作的智能化拆解工艺。绿色部分代表人工操作环节，黄色部分代表机器人操作的环节。

(1) **上盖拆卸自动化**: 将上盖螺钉拆解任务交由机器人完成, 提高作业效率和一致性;

(2) **并行作业优化**: 在降压拆解阶段, 采用人机并行作业模式。机器人负责标准化的螺钉拆解任务, 而人工操作则专注于复杂卡扣结构的处理;

(3) **核心拆解智能化**: 将模组转移和外壳整理等重体力劳动交由机器人完成, 降低人工劳动强度;

(4) **紧固件拆卸自动化**: 实现可见紧固件的机器人自动化拆解。

通过工艺优化, 我们建立了一套完整的人机协作拆解工艺流程, 在保证安全性的同时显著提高了拆解效率。这种智能化拆解方案不仅降低了人工劳动强度, 也为后续的电芯回收处理奠定了良好基础。

### 三、基于知识驱动的人机混流拆解生产线框架

在拆解工艺研究的基础上, 结合神经符号人工智能架构, 我们提出了一种基于知识驱动的人机混流拆解生产线框架, 如图 4 所示。

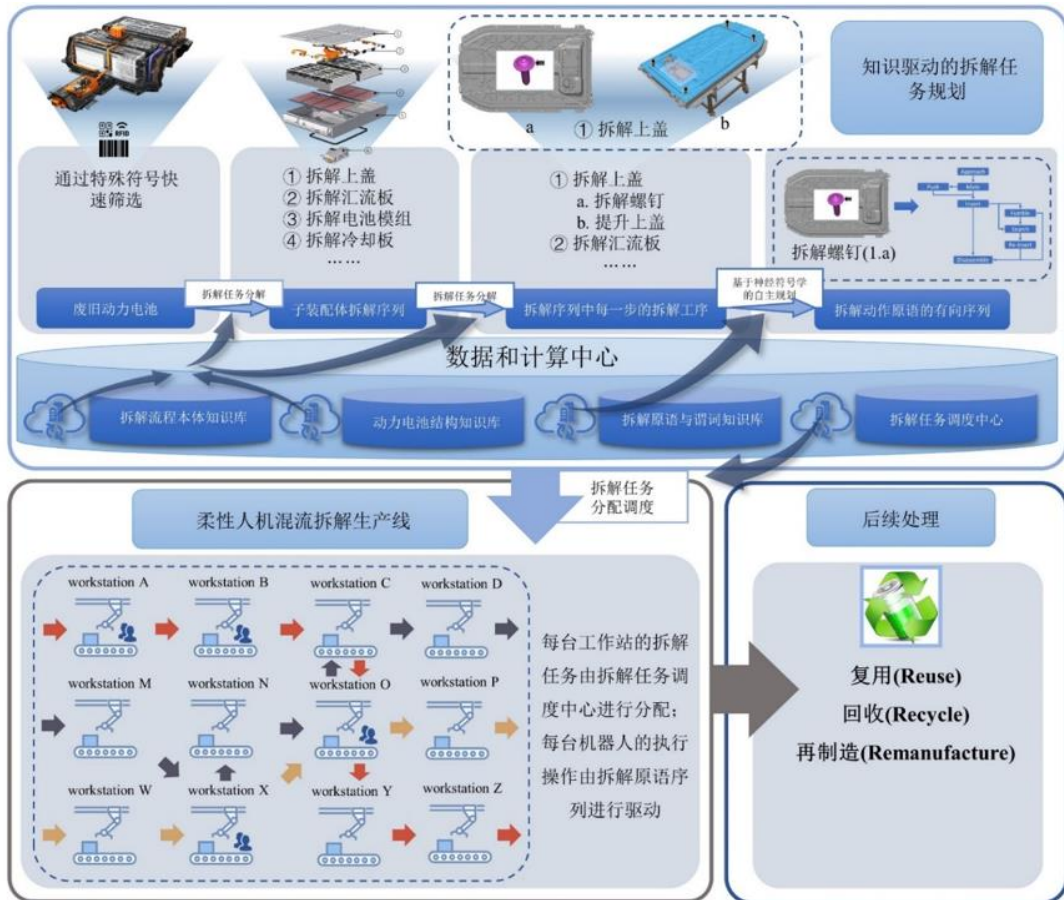


图 4.基于知识驱动的人机混流拆解生产线框架



### 3.1 拆解生产线系统的概念框架

我们设计了一种由多个拆解工作站组成的分布式拆解生产线架构：

(1) 通过设置多个具有不同能力的拆解工作站，每个工作站专注于特定类型的拆解任务；

(2) 基于工作站的实时状态（如空闲程度）动态分配拆解任务，实现资源优化配置；

(3) 完成拆解后，由检测系统判断进入后续处理环节，包括梯次利用、回收利用或再制造等。

### 3.2 多层任务分解机制

当系统接收到废旧动力电池时，首先通过二维码、RFID 等标识进行快速识别，从拆解本体知识库中提取相应的拆解任务，并进行多级分解：

(1) 一级子任务：将拆解任务分解为较粗粒度的操作，如拆卸上盖、拆卸汇流板、拆卸电池模组、拆卸冷却板等。

(2) 二级子任务：结合动力电池结构知识库，进一步细化任务。例如，拆解上盖可分解为拆解螺钉、提升上盖；拆解汇流板时，则需先取下卡扣，再拆卸螺钉及其他紧固件等具体步骤。

(3) 三级子任务：将任务与神经符号学自主规划相结合，转化为可执行的拆解动作原语序列。例如，拆解螺钉可分解为若干个具体的螺钉拆除，并转化为机器人可执行的拆解动作原语序列。通过层层分解，最终得到机器人可直接执行的拆解动作指令。

通过多层次的任务分解，将拆解动作原语与知识库信息相结合，显著提升了系统的柔性拆解能力，使其能够适应不同型号和状态的电池，还兼顾了效率。

### 3.3 拆解动作原语

按照《基于神经符号 AI 的机器人拆解智能化技术路线图 2.0》中的定义，**动作原语**是机器人任务规划问题中联系逻辑规划与机器人真实运动之间的桥梁。由若干条指令组成，用来实现某个特定的操作，通过一段不可分割的或不可中断的程序实现其功能。

拆解动作原语采用 PDDL 形式化语言定义，如图 5 所示，包含靠近目标（Approach）、姿态调整（Mate）、清除障碍（Push）、套接螺钉（Insert）、

拆除螺钉（Disassemble）等五个基本动作。每个动作原语都明确了输入参数、前提条件和影响后果。拆解任务规划则是通过排列组合这些动作原语，将系统状态从初始状态转移到目标状态，完成拆解操作。

初始状态 (:Init have(coarse_pose)		目标状态 (:Goal disassembled(sensor)
动作原语	PDDL形式化定义	解释说明
<b>Approach</b> (靠近目标)	<pre>(:action Approach :param (coarse_pose sensor) :pre (and(have(coarse_pose) (not(above_screw))) :eff (and(above_screw) (target_aim(sensor)) (target_clear(sensor)))</pre>	输入参数: 粗略位置 传感器参数 前提条件: 有粗略位置; 不在螺钉上方 影响后果: 在螺钉上方; 对准螺钉; 无障碍物
<b>Mate</b> (姿态调整)	<pre>(:action Mate :param (sensor) :pre (and(above_screw) (not(target_aim(sensor)))) :eff (target_aim(sensor))</pre>	输入参数: 传感器参数 前提条件: 在螺钉上方; 未对准螺钉 影响后果: 对准螺钉
<b>Push</b> (清除障碍)	<pre>(:action Push :param (sensor) :pre (and(above_screw) (not(target_clear(sensor)))) :eff (and(target_aim(sensor)) (target_clear(sensor)))</pre>	输入参数: 传感器参数 前提条件: 在螺钉上方; 未清除障碍 影响后果: 对准螺钉; 清除障碍
<b>Insert</b> (套接螺钉)	<pre>(:action Insert :param (sensor) :pre (and(above_screw) (target_clear(sensor)) (target_aim(sensor))) :eff (clamped(sensor))</pre>	输入参数: 传感器参数 前提条件: 在螺钉上方; 清除障碍; 对准螺钉 影响后果: 套接螺钉
<b>Disassemble</b> (拆解螺钉)	<pre>(:action Disassemble :param (sensor) :pre (and(clamped(sensor)) (not(disassembled(sensor)))) :eff (disassembled(sensor))</pre>	输入参数: 传感器参数 前提条件: 套接螺钉; 未拆解螺钉 影响后果: 拆解螺钉

图 5.拆解动作原语的 PDDL 形式化定义

### 3.4 神经谓词

此系统框架中，我们特别强调了神经谓词的作用，图 6 是系统所采用的最基本的几个神经谓词的。

**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。

废旧动力电池因回收过程中可能出现磕碰、锈蚀等状况，与新品动力电池存在差异。神经谓词结合了神经网络的泛化能力，能够动态判断拆解对象和拆解环境的变化，进一步提高拆解流程的灵活性和鲁棒性。

谓词	作用描述
<i>have(coarse_pose)</i>	这个谓词表示机械臂通过感知模块获得了螺钉的大致位姿，能够进行后续与螺钉有关的拆解操作
<i>above_screw</i>	这个谓词表示机械臂的末端执行器位于螺钉的上方，能够获得螺钉的精度更高的位置
<i>target_aim(sensor)</i>	这个神经谓词表示机械臂通过视觉感知判断末端执行器与螺钉姿态位置对准，能够满足后续的套接操作
<i>target_clear(sensor)</i>	这个神经谓词表示机械臂基于视觉感知判断待拆解螺钉周围没有障碍物，不会影响后续的套接操作
<i>clamped(sensor)</i>	这个谓词表示机械臂基于视觉感知判断末端执行器已经套接在螺钉上
<i>disassembled(sensor)</i>	这个谓词表示机械臂基于视觉感知判断螺钉已经被拆解

图 6.最基本的神经谓词及其作用

### 3.5 拆解工作站的设计

拆解工作站主要由机械臂和末端执行器组成，如图 7 所示。



图 7.退役动力电池机器人智能拆解工作站

(1) 协作机器人有效载荷：10kg；工作半径 1300mm；6 个旋转关节自由度；可重复性：±0.1mm。



(2) 末端执行机构：包含 5 套专为拆解场景设计的末端执行器及旋具自动更换系统，该系统支持 20 种以上旋具的灵活更换，并具备接杆加长功能。此外，还能实现 3 种不同拆卸扭矩的紧固件拆卸，以及 2 种不同深度的切割操作。

(3) 基于神经符号 AI 框架设计多维动态视觉、力觉传感系统、软件控制系统，支持机器人自主选择并执行动作原语，自主完成拆解任务。

#### 四、基于视觉的螺钉紧固件位姿估计方法

在本节中，将详细介绍基于视觉的螺钉紧固件位姿估计方法。我们探索了两种不同的技术路径：传统的目标检测算法和基于深度学习的目标检测算法。此外，我们还讨论了如何通过平面拟合方法获取螺钉的姿态信息，并结合深度相机的三维信息，最终实现螺钉的 6D 位姿估计。

##### 4.1 传统的目标检测算法 HOG+ SVM

该算法流程，如图 8 所示。

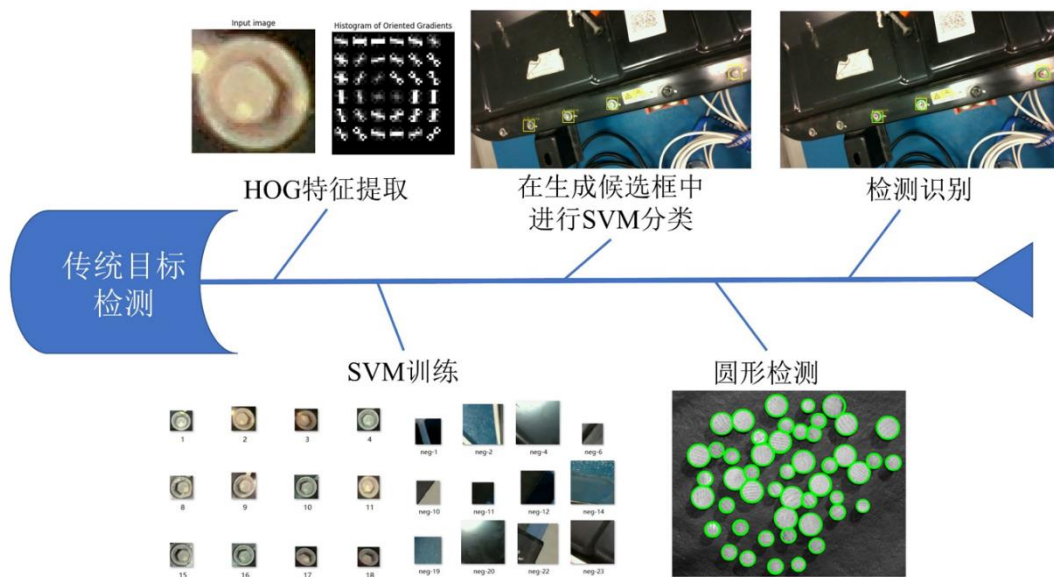


图 8.HOG+SVM 的目标检测算法流程

(1) **HOG 特征提取**：首先通过 HOG（梯度直方图）特征提取将图像信息转换为有序向量。图像本质上是一个多维数组，通过 HOG 算子，我们可以将复杂的图像信息转换为包含特定信息的向量。

(2) **SVM 分类**：然后，利用支持向量机（SVM）对这些向量进行分类，判断图像中是否包含螺钉。SVM 的训练过程涉及将螺钉和非螺钉图片分为两类，并通过数学方法确定分类边界，从而实现分类。

(3) **滑动窗口检测**: 在生成候选框阶段, 我们采用滑动窗口检测技术, 从图像左上角开始逐行逐列扫描整个图像, 并对每个窗口内的内容进行 SVM 分类。一旦检测到螺钉, 就在相应位置做标记。

(4) **目标定位**: 在检测到螺钉后, 通过传统的图像处理方法 (如边缘检测) 进一步精确定位螺钉的中心坐标。最终, 我们得到螺钉在图像坐标系中的二维位置信息。

## 4.2 基于深度学习的目标检测算法

基于 YOLOv5 的目标检测算法流程, 如图 9 所示。

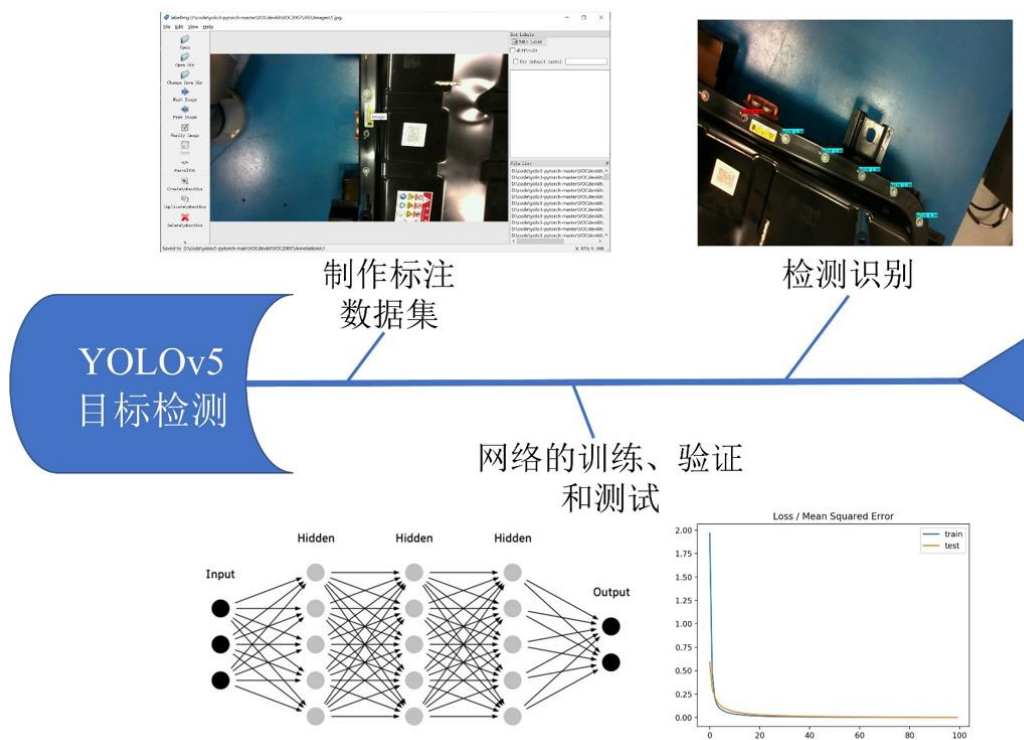


图 9.YOLOv5 目标检测算法流程

(1) **数据采集与标注**: 基于深度学习的目标检测算法需要大量高质量的标注数据。数据采集和标注是前期工作的重点, 标注的质量直接影响模型的性能。

(2) **网络训练与验证**: 通过深度学习网络 (如 YOLOv5) 进行训练和验证流程相对标准化。深度学习算法在目标检测任务中表现出色, 尤其是在处理复杂场景和多目标检测时, 具有较高的精度和速度。

## 4.3 螺钉姿态估计

图像本身只提供二维信息, 螺钉的三维信息通过深度相机获取。我们通过平面拟合方法获得螺钉的姿态估计, 其算法流程如图 10 所示。

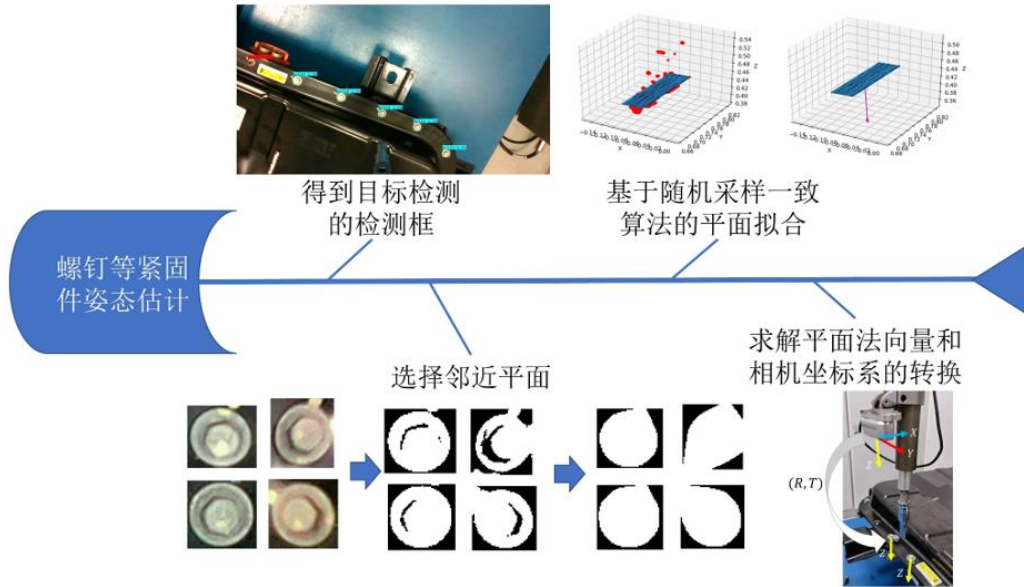


图 10.螺钉姿态估计算法流程

首先，基于目标检测得到的边界框（Bounding Box），选择螺钉周围的邻近平面，并通过传统的形态学图像处理方法将其分为内平面和外平面。然后，通过平面拟合得到螺钉外平面的法向量，法向量代表了螺钉的姿态信息。结合螺钉的三维坐标和法向量，我们可以得到螺钉的 6D 位姿（位置和姿态）。最后，将螺钉姿态从相机坐标系转换到机器人坐标系，以便机器人执行拆解操作。

我们选择这种方法识别螺钉姿态的原因是，待拆解的螺钉头部通常较小，直接检测难度较大。相比之下，检测周围的邻近平面更为容易。

#### 4.4 基于视觉的螺钉紧固件位姿估计框架

螺钉紧固件位姿估计框架，如图 11 所示。

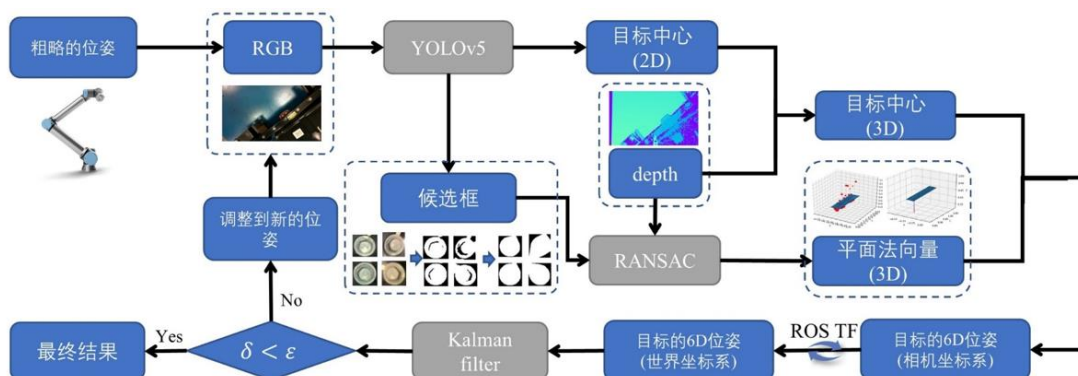


图 11.基于视觉的螺钉紧固件位姿估计框架

首先，机器人通过末端执行器的 RealSense 相机获得螺钉的粗略位置。然后，将获取的 RGB 图像输入 YOLOv5 算法进行目标检测，得到 2D 信息。结合相机

的深度信息，我们可以得到螺钉的三维信息。接下来，利用 RANSAC 算法提高平面拟合的稳健性，获得平面法向量。结合目标中心 3D 坐标和法向量，我们可以得到螺钉的 6D 位置。通过 ROS 的 TF 变换将其转换到机器人坐标系下，并利用卡尔曼滤波提高位置检测的精准度。最后，将检测结果传入下一个执行环节进行拆解操作。在对螺钉紧固件进行位姿估计的过程中，机械臂会在每一轮的卡尔曼滤波之后将末端执行器的姿态调整至最新的位姿估计结果，之后末端执行器在新的位姿状态下进行观测。

## 五、智能化拆解系统真机实验

### 5.1 基于神经符号 AI 的拆解规划实验

(1) **无障碍物实验**。我们模拟了螺钉位置识别中的噪声干扰，其设置方式是，当相机识别到螺钉的位置后，在该螺钉位置坐标中加入一个符合正态分布的扰动，即  $N(0, \sigma^2)$  的扰动。这里的  $\sigma$  表示扰动的大小， $\sigma$  越大，意味着加入的扰动越大。传统方法的方法是获取到一个位置坐标后就直接进行拆解操作。而神经符号 AI 方法包含多个步骤，例如在对准螺钉这一步骤中，它会根据当前获取的位置判断是否对准了螺钉。所以当  $\sigma$  很大，也就是识别出的位置偏差很大时，传统方法由于缺乏这种判断机制，无法完成拆解逻辑。而神经符号 AI 的方法具有重新调整位置到未受扰动前螺钉位置的能力，所以它的稳健性更强，如图 12 (a) 所示。

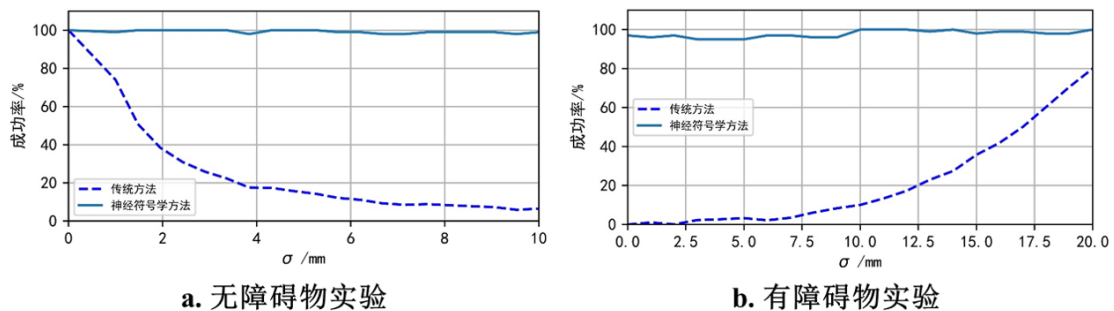


图 12.基于神经符号 AI 的拆解规划实验

(2) **有障碍物实验**。我们在螺钉周围放置一些障碍物来模拟实际拆解过程中的工况，例如，在实际操作中最容易出现的一种情况是，上一颗拆卸下来的螺钉掉落在即将拆卸的下一颗螺钉附近。在这个有障碍物实验中， $\sigma$  依然表示正态分布，但它代表的是掉落的障碍物距离待拆解螺钉的位置关系， $\sigma$  越大，障碍



物离待拆解的螺钉就越远； $\sigma$ 越小，障碍物离待拆解的螺钉就越近。

神经符号 AI 的方法中有识别障碍物的环节，一旦识别到障碍物就会执行清障操作，所以无论是无障碍物实验还是有障碍物实验，其成功率都比较高，并且维持在一个稳定的水平。而传统方法由于受到多种条件限制，其成功率会随着 $\sigma$ 的变化而波动，如图 12 (b) 所示。

## 5.2 目标检测算法性能实验

我们通过以下指标评估目标检测算法的性能：

- **FPS (帧率)**：反映算法的实时性。
- **mAP (平均精度)**：反映算法的检测精度，包括 mAP50 和 mAP75，分别用于衡量模型在 IoU 阈值为 0.5 和 0.75 时的平均精度。
- **IoU (交并比)**：检测框与真实框的交集与并集的比值，用于衡量检测框的准确性。

目标检测算法性能实验结果如图 13 所示，传统目标检测算法在性能上被以 YOLOv5 为代表的深度学习算法全面超越。因此，我们在后续框架中采用 YOLOv5 或其他更先进的目标检测算法，以实现螺钉目标物的高效检测。

目标检测算法	FPS	mAP <sub>50</sub> (%)	mAP <sub>75</sub> (%)
HOG+SVM	0.40	79.5	51.5
YOLOv5	30	98.99	97.78

图 13.目标检测算法性能对比

## 5.3 螺钉紧固件位姿估计实验

我们对比了两种平面拟合方法：基于 RANSAC 的平面拟合和直接进行平面拟合，未使用 RANSAC 算法。

实验方法为：针对同一螺钉紧固件进行 500 次重复观测，比较得到的拟合平面的法向量坐标分布（世界坐标系）。为简化表示，使用法向量与世界坐标系的 z 轴正向夹角 $\theta(\text{rad})$ 作为法向量坐标分布的观测值。

实验结果如图 14 所示，未使用 RANSAC 算法的平面拟合，其 $\sigma$ 值较大，一



致性非常差，表明精度较低且结果不稳定。但如果使用了 RANSAC 算法，其 $\sigma$ 可以降低为原来的一半，精度大大提升，同时也提高了整个拆解过程的拆解成功率。

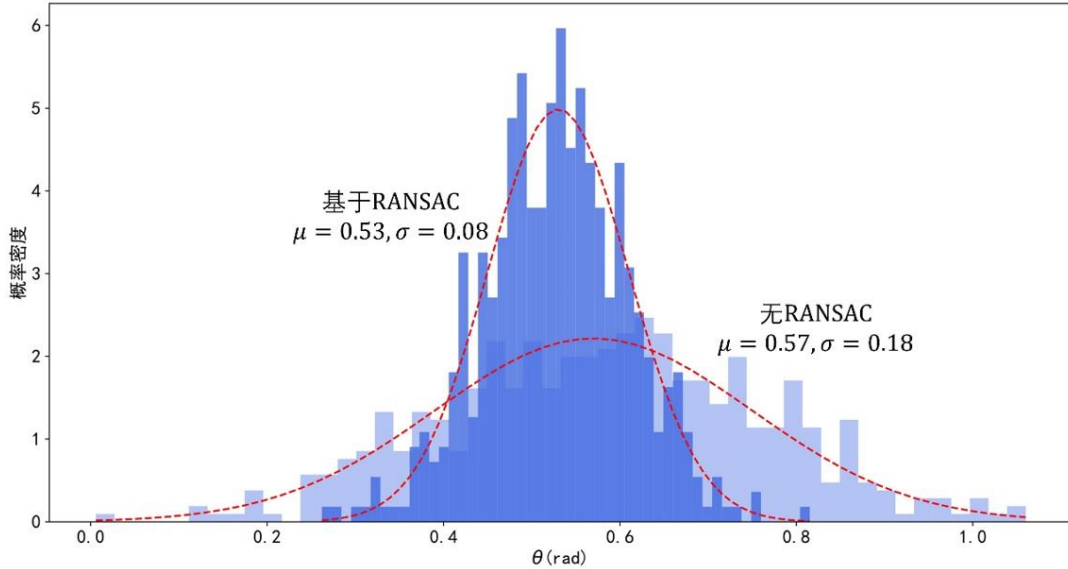


图 14. 螺钉紧固件位姿估计实验结果。以多次重复观测的法向量与世界坐标系的  $z$  轴正向夹角 $\theta$ 作为法向量坐标分布的观测值。

#### 5.4 消融实验

通过消融实验验证各模块的有效性：首先仅使用 YOLOv5 作为实验基线。然后，依次加入卡尔曼滤波和 RANSAC 算法，观察成功率的变化。

实验方法为：在不同的实验条件下分别进行 50 次重复螺钉拆解实验，实验条件分别为仅使用 YOLOv5、使用 YOLOv5 和卡尔曼滤波、使用 YOLOv5 和 RANSAC、使用 YOLOv5 和卡尔曼滤波以及 RANSAC。

实验结果如图 15 所示，仅使用 YOLOv5 时，成功率较低；引入卡尔曼滤波后，成功率有所提升；进一步加入 RANSAC 算法后，成功率达到了 100%，充分证明了这些算法在提升系统鲁棒性和精度方面的有效性。

## 六、总结和展望

这项研究工作的主要创新之处在于：

(1) 研究了动力蓄电池的智能化拆解工艺。通过分析动力蓄电池的人工拆解工艺，提出了人机协作的智能拆解工艺，在此基础上，提出知识驱动的柔性人机混流拆解生产线框架；完成了智能拆解工作站和智能拆解末端执行器的初

步设计。

	成功率	平均误差			
		位置误差 (mm)			方向误差 (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

图 15. 螺钉紧固件位姿估计消融实验

(2) 探索了机器人在复杂动态场景下的自主规划问题。提出了基于神经符号 AI 的自主规划系统，该系统能够通过感知环境，自主选择并执行动作原语，自主完成拆解任务。

(3) 实现了基于视觉的高精度螺钉紧固件位姿估计。该位姿估计算法通过 YOLOv5 实时检测螺钉紧固件进行位置估计，通过 RANSAC 算法拟合目标螺钉的邻近平面来进行姿态估计，并使用卡尔曼滤波器进一步提高位姿估计结果的精度。

当然，仍然存在诸多不足之处。例如，在可扩展性方面，可以增加更多的拆解动作原语，训练新的神经谓词，并且提高现有神经谓词的准确性；在目标检测方面，可以通过进一步扩充数据集，提高数据集质量来提升整个系统的性能；当前的姿态估计算法中的邻近平面选择会出现观测点云数据选择过少的问题，后续将使用基于神经网络的实例分割算法进行优化。未来的研究和改进方向可以聚焦于上述不足之处。实际上，目前课题组已经在我之前的工作基础上进行了许多优化，提升整个拆解系统的自主性、适应性和稳健性。

**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）