

【神经符号 AI 讲座】基于神经符号人工智能的多种类紧固件 自主拆解

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。上海交通大学张晟旻在会上作了题为《基于神经符号 AI 的多种类紧固件自主拆解技术研究》的社区共享项目研究进展报告。随着新能源汽车销量的迅猛增长，动力蓄电池的退役问题日益凸显，高效回收利用的重要性愈发突出。目前，手工拆解方法效率低下且耗时较长，为此，我们提出构建智能化拆解流水线，以期显著提升处理效率。本项目研究的核心在于建立**基于神经符号 AI 的多种类紧固件自主拆解技术**，该技术巧妙结合了神经符号人工智能与智能控制架构，并采用**基于属性的多种类紧固件识别方法**，从而实现对动力蓄电池紧固件的精准拆解。未来的研究将致力于探索更高级的自动化和智能化解决方案，以期进一步优化拆解流程，减少资源浪费，助力环保与可持续发展。

一、动力电池的拆解智能化

相关机构预测，未来我国新能源汽车销量将持续高速增长。随着新能源汽车产销量的急剧攀升，中国将面临大规模动力蓄电池退役潮。动力蓄电池的回收利用不仅能够有效缓解我国稀缺资源的供给压力，更蕴含着巨大的资源回收价值。然而，当前的动力电池拆解流水线主要依赖人工操作，其拆解效率极为低下。为了显著提升拆解效率，引入智能化的拆解流水线显得尤为重要和迫切。

通常，废旧动力蓄电池若需进行回收梯次利用，首先需经历机械拆解过程。机械拆解即通过分解电池包为多个电池模组，进而将电池模组拆解为多个电池单元。当前，机械拆解仍主要依赖人工操作，工人面临高压触电及化学污染等风险，难以满足动力蓄电池智能化回收的需求。此外，电池拆解的复杂性、目标多样性及过程不确定性，也制约了其向智能化方向的发展。为应对这一挑战，本项目研究以电动汽车动力电池的拆解回收为背景，致力于引入智能化技术，提升拆解效率与安全性。

人工智能的发展历程

为了实现智能化拆解，我们需深入了解人工智能的发展历程。首先，第一代人工智能是符号推理，这是早期的人工智能方法。它主要依赖明确的规则和逻辑来进行决策和推理，能够处理复杂的概念和逻辑推理。由于使用了明确的规则，其推理过程具有可解释性。然而，它也存在较大的局限性，难以处理不确定性及大规模数据的问题。

第二代人工智能，即深度学习，依赖大规模的神经网络，能够从大规模数据中学习模式和特征，进行预测和决策。它主要应用于处理图像、语音等复杂的感知任务。然而，深度学习存在“黑箱问题”，缺乏透明度和可解释性。

随着人工智能的发展，专家学者在第一代符号推理方法和第二代深度学习的基础上，提出了神经符号人工智能的概念。其目标是将高维推理与低层次的感知紧密结合。通过低层次感知（即深度学习）进行图像、语音等数据的第一层感知，并提取其特征，再通过逻辑进行高维推理。高维推理则运用符号学方法进行复杂逻辑推理和决策，共同完成复杂的操作任务。

自 2022 年以来，人工智能在深度学习、多模态融合等方面取得显著进展。大型语言模型如 GPT 系列不断迭代，参数量激增，应用范围扩展至编程辅助、法律分析等多领域。多模态 AI 结合图像、声音和文本，实现复杂人机交互。同时，AI 伦理与法规受到更多关注，确保技术的安全可靠使用。AI 正成为科研工作的加速器，在生命科学等诸多领域发挥重要作用，推动跨学科合作。

未来的人工智能将继续深入各行业，促进自动化和智能化进程，技术进步将促使 AI 更加贴近人类的需求，同时也会带来新的挑战。

复杂动态拆解场景下的挑战

在机器人拆解领域，预编程和强化学习是两种常见的方法。然而，在处理复杂动态的拆解环境和多种类报废产品时，它们各自存在局限性。预编程方法的优点在于其对已知任务的执行效率高，执行速度快，且动作序列具有高度的确定性，适用于复杂度高且场景变化少的任务。但其缺点也很明显，即无法适应变化的环境和多样的拆解对象。相比之下，强化学习的优点在于其自适应性，能够通过与环境的交互自适应地优化策略。然而，其缺点是需要大量的交互数据进行模型训练，而在复杂场景中，样本采集效率低，往往导致训练不充分，从而在复杂环境中的决策可能不可靠。

为了应对动态场景下多种类报废产品的拆解挑战，我们采用了基于神经符号人工智能的方法，如图 1 所示。这种方法巧妙地结合了符号推理和深度学习的优势。在之前的工作中，我们已经完成了基于单一种类螺钉拆解的任务规划以及对螺钉准确定位并套接的相关算法，可以完成单一种类螺钉的连续拆解。

在此前的工作基础上，我们基于新的拆解任务定义新的动作原语序列和神经谓词，扩宽其拆解任务范围；通过基于属性的识别方法完成在拆解过程中的神经谓词判断和逻辑推理，指导动作序列的生成和实时调整，并且避免识别算法的反复标注实现快速优化，同时基于可微逻辑的特点，实现在拆解过程中的持续学习。

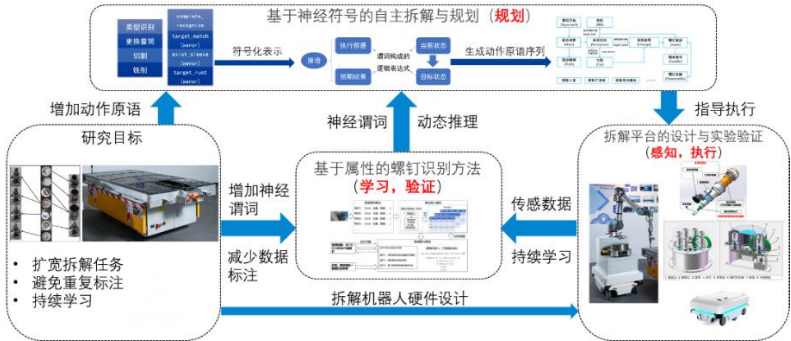


图 1. 基于神经符号 AI 的多种类紧固件自主拆解研究框架

二、基于神经符号的自主拆解与规划

我们通过融合符号逻辑系统的推理能力和神经网络系统的感知、学习能力，提出了一种感知、学习、决策、控制“知行合一”，训练与推理“训推一体”的机器人具身智能控制架构。这一架构使机器人能够在复杂、动态的环境中执行各种任务，定义的动作原语可以在不同的任务中复用，同时具备学习和适应的能力，从而更好地应对未知情境和任务。

下面详细解释一下这个架构的基本工作原理，如图 2 所示。首先，从架构图的左下角开始，我们可以看到**感知模块**。在这里，我们将多模态的感知信息，包括 RGB 图像、深度图像以及触觉感知信息，通过神经符号 AI 的方法抽象为一系列的**神经谓词**。这些神经谓词帮助我们理解和描述环境中的各种元素和状态。

在**规划模块**，我们基于拆解任务，模仿人类拆解动作，定义了一系列独立且基本的**动作原语**。例如，这些原语包含“靠近目标”、“姿态调整”、“螺钉套

接”等等“技能”动作。这些动作原语是机器人执行复杂任务的基础。

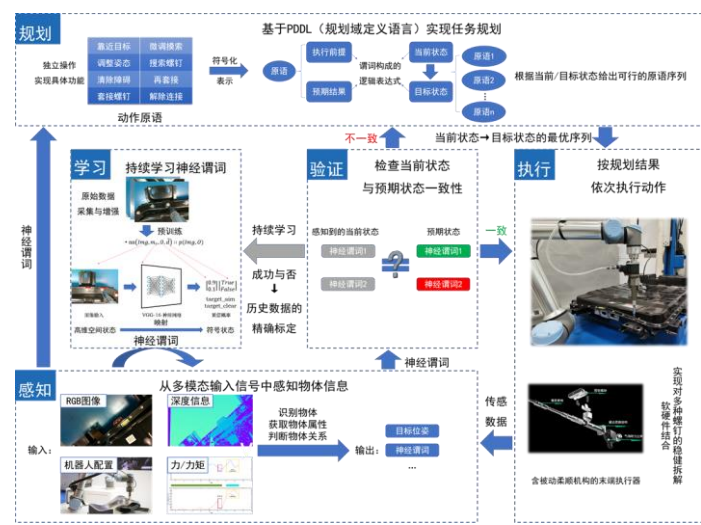


图 2.基于神经符号 AI 的机器人具身智能控制架构

当机器人在工作时，它首先会感知当前的环境，并确定目标状态。然后，通过规划算法生成一个动作序列，这个序列驱动机械臂进行执行，也就是右边的**执行模块**。在执行过程中，机器人会不断检查当前的拆解状态。如果发现当前的拆解环境与动作原语的预期结果不一致，它会重新规划，生成一个新的动作序列，以完成任务。

在整个执行过程中，机器人会通过**验证模块**反复对当前环境进行感知和检查，确保每一步都符合预期。同时，在完成拆解任务的过程中，机器人还会不断收集成功的正样本和失败的负样本，用于**学习模块**进行持续学习和策略优化。这种方法不仅提高了拆解的准确性和效率，还使得机器人能够适应和学习新的拆解任务。

基于 PDDL 定义拆解任务的动作原语和神经谓词

在之前的工作中，我们定义了八个基本的动作原语，包括靠近目标、姿态调整、清除障碍、套接螺钉、摸索靠近、搜索螺钉、再套接和拆卸螺钉。基于上述动作原语智能拆卸系统可以实现对单一类型螺钉的连续稳定拆卸，但实际上，拆卸工作中会面临多种类型的螺钉紧固件，其外形、槽型和尺寸各不相同，如外六角、内六角、十字头、一字头等，而不同的螺钉往往需要使用与之匹配的旋具才能完成拆卸。

为了应对这些多样化的拆卸需求，我们新定义了四个动作原语：属性识别、

套筒更换、切割和铣削。这些新增的动作原语扩展了我们可用的操作范围，使机器人能够处理更多种类的拆解任务。同时，为了更好地指导这些动作原语的执行，我们还新增了神经谓词。这些神经谓词的引入，不仅增强了机器人对环境状态的理解和描述能力，也显著拓宽了我们任务规划的范围，使得机器人能够更加灵活和高效地完成复杂的拆解任务。

我们使用 PDDL 对动作原语进行形式化定义。PDDL 定义了每个动作原语的输入参数、前提条件、影响后果，任务的初始状态和目标状态。例如，靠近目标这一动作原语的先决条件是，我们需要对目标位置有一个大致的定位。这个粗定位并不要求非常精确，只需要知道目标的大概位置即可。而我们的预期执行结果是，机械臂的末端执行器能够准确地移动到目标螺钉的上方，为后续的拆解动作做好准备。

经过形式化定义后，拆解规划问题的求解过程转变为寻找一个合理的动作原语序列。以一个初始状态为螺钉的粗定位、目标状态为螺钉拆解成功的拆解规划为例，基于上述定义，我们可以生成一个最简单的动作原语序列，包括**靠近目标、螺钉套接、属性识别和拆卸螺钉**。在实际拆解过程中，我们会实时感知和评估拆解情况。例如，如果发现当前未对准螺钉，或者当前使用的套筒与螺钉类型不匹配，我们将在序列中插入新的动作原语，如**姿态调整或套筒更换**，以形成新的动作原语序列。这一动态调整过程确保了拆解的稳定性和准确性，从而提高了整体拆解效率和成功率。

此外，我们还引入了更多的神经谓词来判断当前的状态。这些神经谓词不仅是我们的符号逻辑空间中的谓词，它们同时也是神经网络，能够将高维的传感器信息映射为逻辑符号，从而引导动作原语的执行。例如，我们使用相机采集的 RGB 图像，通过 VGG 网络训练的神经谓词 **target_aim**，可以在**靠近目标**动作原语完成时，判断末端执行器是否对准当前的目标，从而引导系统是否需要增加一步**姿态调整**的动作原语。同样地，我们也使用 **target_match** 来判断目标螺钉的类型是否与当前的拆解套筒一致。这种方法结合了神经网络的感知能力和符号逻辑推理的优势，使得在复杂的动态拆解环境中更加有效。

三、基于属性的紧固件识别方法

在电池拆解任务中，环境感知是一个至关重要的环节。通常情况下，我们

采用卷积神经网络（CNN）进行目标检测和分类。传统方法需要对大量数据进行标注，并根据特定需求进行反复训练。这种方法虽然有效，但在数据稀缺且任务频繁变化的情况下，面临一定的挑战。例如，由于数据量小且标注成本高，需要手动标注大量数据，这通常需要耗费大量人力。

在之前的工作中，我们主要依赖于 YOLO 系列来进行逻辑目标的检测。YOLO，作为一个先进的物体检测框架，已经在多项实验中证明了其高效性，尤其是在使用 YOLOv5 时，能够非常准确地识别和定位螺钉。图 3 所示为一个典型的 YOLO 算法实现步骤。首先，需要利用相机，通常是机器人末端的相机，对拆解任务的环境进行图像采集。接着，通过人工标注的方法，对图像中的目标螺钉进行精确标注。最后，这些标注的数据将被用于网络的训练和验证，以确保算法能够准确地识别和定位螺钉。

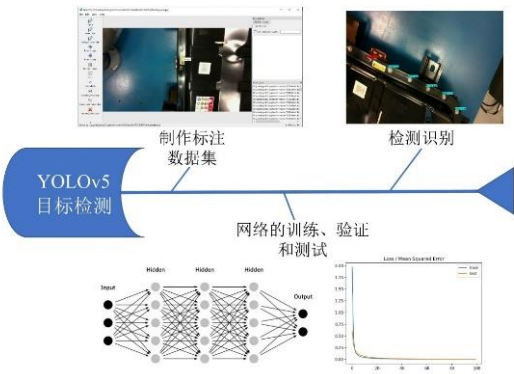


图 3. YOLOv5 的目标检测流程

但是，这一流程暴露了 YOLO 算法的一些局限性。首先，它需要大量的数据支持，并且这些数据必须经过人工标注，这一过程既耗时又耗力。在之前的工作中，这种依赖于大量标注数据的方式，使得我们难以实现拆解过程中的持续学习。特别是在需要建立一个包含所有识别目标的数据集时，难度尤为突出。以螺钉紧固件为例，因其种类繁多，当需要对数据集中的螺钉类型进行细化或添加新的分类属性时，任务变得更加复杂。不同类型的螺钉紧固件（例如，内六角螺钉、外六角螺钉和星形螺钉等）和属性（例如，未锈蚀、轻微锈蚀、中等锈蚀、严重锈蚀）要求我们不断更新和扩展数据集，以适应识别需求的变化。

当我们需要扩展螺钉的类型，例如，将外六角螺钉细分为普通外六角螺钉和外六角十字螺钉时，我们面临着对原有标注数据进行全面修改的挑战。这不仅需要大量的时间，还需要投入大量的人力资源来重新标注数据。为了解决这

一问题，我们提出了一种基于变分自编码器（VAE）的属性识别方法。VAE 是一种无监督学习的生成式网络，它能够通过对图片进行编码，生成包含图片各项属性的特征向量，其原理如图 4 所示。由于 VAE 的无监督学习特性，它只需要少量的训练数据即可进行有效训练。我们可以利用生成的特征向量，与特征空间中的属性特征向量进行对比，从而准确判断出图片所属的属性类型。这种方法不仅提高了效率，还减少了数据标注的工作量，为我们的识别任务提供了更为灵活和高效的解决方案。

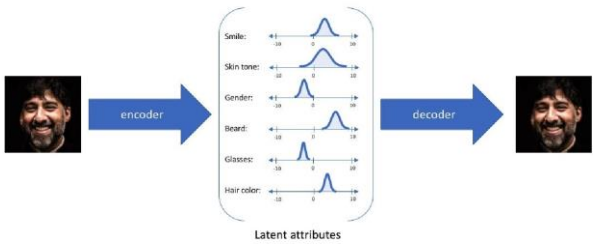


图 4.VAE 编码、解码过程及潜在向量表示

基于前述的 VAE 属性识别方法，我们已经显著减少了数据收集和人工标注的工作量。然而，仍然需要手动收集新螺钉的数据并进行模型优化，这限制了我们在操作过程中实现持续学习的能力。此外，在 VAE 方法中，我们采用的属性到种类的推理过程是基于属性与种类的一一对应关系，这种方法在面对更复杂的环境时显得力不从心。为了解决这些问题，我们提出了一种基于可微分逻辑推理和动态权重调整的螺钉紧固件分类方法，如图 5 所示。基于属性的紧固件识别方法框架由三个模块组成，包括：视觉感知（分割）模块、概念嵌入模块和推理执行模块。

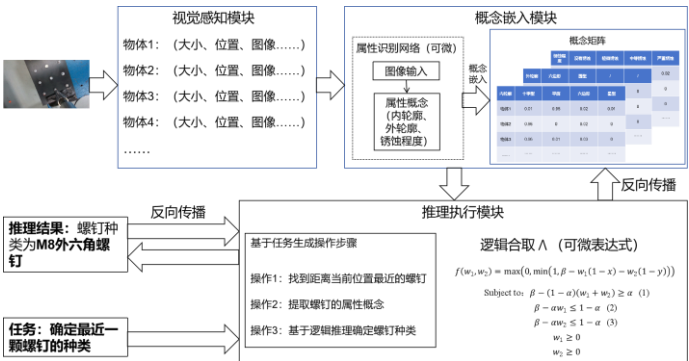


图 5. 基于属性的紧固件识别方法框架

其基本思想如下：首先，构建基于 Łukasiewicz 多值逻辑的神经算子将螺钉种类逻辑推理表达为可微分的形式，通过训练，使推理执行模块根据不同情况

动态调整不同属性的权重。另一方面，由于**推理执行模块**表达为可微分的形式，而根据拆解执行的结果，例如套接动作是否完成，可以判断识别的准确性。这样，我们可以直接通过反向传播的方法对**推理执行模块**和**概念嵌入模块（属性识别网络）**进行训练，从而在执行过程中实现持续学习。这种方法不仅提高了模型的适应性和准确性，还增强了其在复杂环境中的应用能力。

在**视觉感知（分割）模块**中，我们采用了 SAM（Segment Anything Model）或其他目标检测网络，如专门用于单一螺钉目标检测的 YOLO 网络，对给定图像进行对象检测。这些网络帮助我们提取基于区域和图像特征的信息，包括对象的大小、位置以及其 RGB 像素分布。这些信息对于后续的分析 and 识别至关重要。

概念嵌入模块负责确定对象的属性。如图 6 所示，从一张图片中提取出螺钉的 RGB 图像后，我们可以将其转化为一个特征向量。在这个模块中，视觉属性被建模为神经算子，将对象表示映射到特定属性的嵌入空间中。通过测量这些向量之间的余弦距离，找出与该特征向量最为接近的属性，如颜色或形状，这些属性将用于后续的推理过程。例如，我们针对螺钉紧固件的外轮廓、内轮廓、锈蚀程度的视觉概念提取，通过比较，找到与提取内容最为接近的属性，从而为螺钉的分类和识别提供依据。

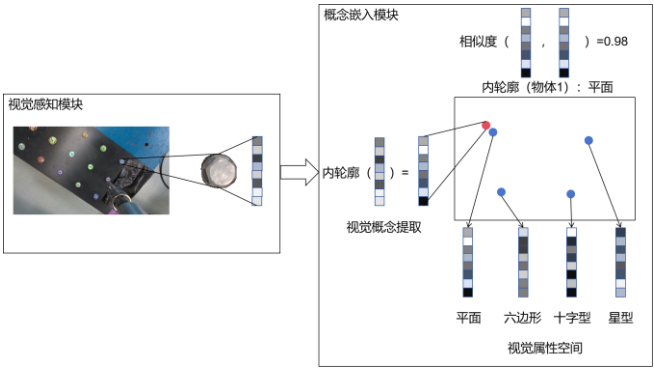


图 6. 概念嵌入模块的概念提取及嵌入过程

推理执行模块负责通过逻辑推理完成对物体所属类别和物体间关系的推理。我们引入了基于 Łukasiewicz 逻辑的多值逻辑神经算子，这些算子包含参数，能够通过不断对案例的学习，可以在实际运用环境中动态选择合适的参数以确保推理的准确性。

以逻辑合取为例，如图 7 所示，当螺钉存在一定的锈蚀或磨损时，对于形

状属性概念的提取不一定准确。例如，如果一个螺钉的外轮廓为六边形，但由于锈蚀或磨损，其外轮廓的置信度判断可能会降低。在这种情况下，我们需要在推理过程中动态调整外轮廓和内轮廓属性概念的一定权重，以准确判断螺钉的具体种类。

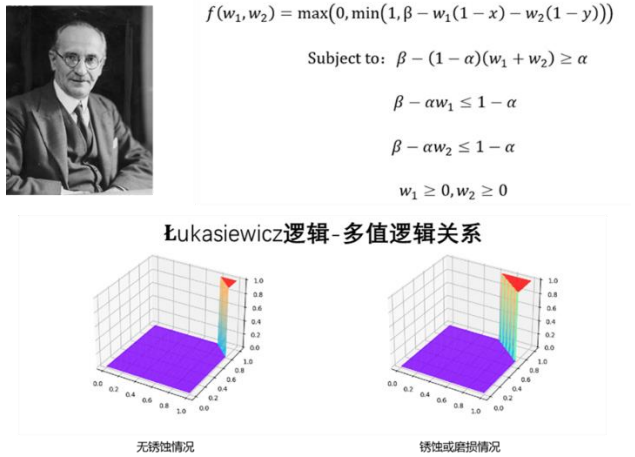


图 7. 不同情况下推理模块动态调整计算权重

此外，这种方法还具有在拆卸过程中扩展到未见过螺钉种类类型的潜力。通过动态调整和学习，系统能够适应新的情况，提高识别的灵活性和准确性，从而在复杂和多变的应用环境中表现出色。

这里通过一个推理执行模块的实例进行说明，如图 8 所示。我们的任务是找到距离当前位置最近的 M8 外六角螺钉。首先，我们利用视觉感知（分割）模块和概念嵌入模块对物体进行提取，并将其转化为特征向量。基于这一任务，我们将推理执行模块的操作分解为三个步骤：

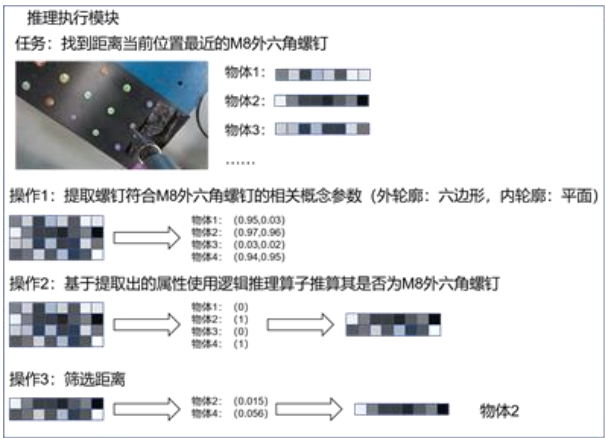


图 8.推理执行模块基于指定任务的推理流程

第一步操作是提取螺钉中符合 M8 外六角螺钉的相关概念属性。例如，其

特征包括外轮廓为六边形、内轮廓为平面。我们将提取出的物体特征向量进行分析，输出符合这些参数的置信度，并筛选出与 M8 外六角螺钉特征相匹配的螺钉。

第二步操作是基于提取出的属性，使用逻辑推理算子来推理出该螺钉是否为 M8 外六角螺钉。这一步骤实际上是对特征向量进行筛选的过程，确保我们只保留符合特定标准的螺钉。

第三步操作是对距离进行筛选，最终获得我们任务所需的目标逻辑，即距离当前位置最近的 M8 外六角螺钉。

基于上述工作，我们对原有的框架中的学习模块进行了优化，显著减少了数据集的收集和标注工作，同时增强了其泛化能力。此外，我们的系统能够根据不同的环境动态调整推理过程，以适应各种复杂的应用场景。最为重要的是，我们在框架中成功实现了原先未能实现的持续学习能力。这意味着系统能够不断积累和利用新的知识，而无需从头开始训练，从而在面对新任务或环境变化时，能够更加智能和高效地进行适应和学习。

四、实验验证

由于螺钉紧固件的多样性，需要进行反复的数据标注，因此，我们提出了一种基于属性的螺钉种类识别方法属性识别框架。与传统的对象检测方法相比，该方法使用一系列分类器对螺钉的各种属性进行分类，并通过逻辑推理方法判断其类型。该方法可以在实际运用环境中动态选择合适的参数以确保推理的准确性，并且由于其可微的特点，可以实现直接从执行结果反向对各模块进行持续学习优化。我们对此设计了实验进行验证。

为了满足机器人在拆解过程中对螺钉进行精准套接的需求，并能够在拆解过程中灵活更换末端拆解器，同时实时调整拆解工作站的位置，我们设计了一款**自主复合型机器人**，如图 9 所示，通过集成多功能拆解执行器、旋具快换装置以及移动底盘，确保了拆解任务的高效执行。

固定工位的拆解机器人在规划工作空间方面存在局限性，而**自主复合型机器人**的设计则克服了这一限制。为了实现对整个动力电池上盖紧固件的拆解，我们需要不断调整机器人机构的位置，确保目标螺钉始终处于机械臂的工作空间内。我们采用的方法是，针对每一颗待拆解的螺钉，首先判断其是否位于当

前拆解机器人的最佳工作范围之内。如果不在，我们将基于一系列预设的移动点位，计算出距离螺钉最近的一个可用移动点位。在拆解过程中，机器人需要规划从当前位置到目标点位的移动路径，然后再执行拆解任务。这种方法不仅提高了拆解的精准度，还增强了机器人在复杂环境中的适应性和灵活性。



图 9.电池拆卸自主复合型机器人系统

我们设计的多功能末端执行器其结构如图 10（a）所示。其采用被动柔顺设计，能够弥补在定位时可能产生的测量误差。套筒与长接杆的连接采用了可拆卸的设计，方便根据需求自主更换所需的拆解套筒。末端执行器的传感器模块包括视觉传感模块和力/力矩传感模块，在拆解过程中收集多模态的感知信息。



图 10.多功能末端执行器和旋具快换机构

为了适应各种螺丝拆卸任务，为工作站设计一种套筒更换装置，如图 10（b）所示，可以通过简单的机械臂插拔操作完成末端执行器套筒的更换。该设计的核心结构包括一个固定电机，其上搭载有多套不同的套筒。通过上位机对电机的精确控制，结合我们独特的夹爪设计，可以实现通过末端执行器按压联动的方式，使夹爪精准地勾住套筒，从而完成套筒的拆卸操作。套筒的安装过程同样简便，只需通过按压的方式，即可使套筒与末端执行器紧密连接，确保

了操作的稳定性和可靠性。

基于视觉的螺钉属性识别与分类实验结果

我们在仿真和真机环境下对 YOLO 和基于 VAE 的螺钉属性识别方法进行实验，如图 11 所示，基于 VAE 的螺钉属性识别方法可以更加准确地完成对螺钉种类的判断。

- 使用训练完成的 YOLO 网络在仿真及真机环境下对多种类螺钉的平均识别准确率分别为 90%和 88%。
- 在仿真环境下，经过训练的 VAE 螺钉分类网络在实际拆卸过程中识别螺钉特定形状的成功率为 97.75%，同时识别螺钉腐蚀程度的准确率达到 100%；在真机环境中，经过训练的 VAE 螺钉分类网络在实际拆卸过程中识别特定螺钉形状的准确率为 98.50%。

YOLO算法对不同种类螺钉分类准确率		
螺钉种类	识别准确率（仿真）	识别准确率（真机）
外六角螺钉	92.74%	90.54%
内六角螺钉	88.35%	86.41%
十字螺钉	90.34%	88.91%
星型螺钉	88.77%	89.06%
平均准确率	90.05%	88.73%

基于VAE的属性识别方法对比经典分类网络算法识别准确率			
	形状（四分类）	锈蚀程度（四分类）	形状及锈蚀程度（十六分类）
VGG-16	94.84%	98.48%	89.28%
ResNet	87.87%	100%	73.7%
Mobilevit	84.84%	91.18%	89.79%
Densenet	88.18%	99.74%	82.39%
VAE	97.75%	100%	/

基于VAE的属性识别方法对不同属性概念的识别准确率		
螺钉属性	识别准确率（仿真）	识别准确率（真机）
外六角螺钉	98.26%	99.74%
内六角螺钉	97.33%	97.46%
十字螺钉	96.62%	98.91%
星型螺钉	98.79%	97.89%
平均准确率	97.75%	98.50%
无锈蚀	100%	/
轻度锈蚀	100%	/
中度锈蚀	100%	/
重度锈蚀	100%	/
平均准确率	100%	/

图 11. 在仿真和真机环境下对基于 YOLO 和 VAE 的螺钉属性识别与分类结果

我们进一步对基于属性的螺钉紧固件识别方法进行实验，结果显示，该方法可以对螺钉的各个属性概念进行准确识别并做出正确的螺钉种类推理，如图 12 所示。

- 基于视觉分割模块分割的结果对螺钉属性进行概念嵌入，分别对内轮廓属性（平面、十字型、六边形、星型）、外轮廓属性（六边形、圆形）

和锈蚀程度属性（无锈蚀、轻度锈蚀、中度锈蚀、重度锈蚀）进行实验，以概念置信度 $\alpha=0.8$ 作为阈值作为判断指标。

- 对于建立的概念矩阵，以识别单颗螺钉种类为任务使用基于Łukasiewicz 逻辑的属性推理方法完成对螺钉种类的准确推理。

概念嵌入模块对不同属性概念的识别准确率

属性概念	准确度 ($\alpha = 0.8$)
平面（内轮廓）	91.1%
十字型（内轮廓）	98.3%
六边形（内轮廓）	96.5%
星型（内轮廓）	97.4%
六边形（外轮廓）	99.5%
圆形（外轮廓）	99.5%
无锈蚀（锈蚀程度）	100%
轻度锈蚀（锈蚀程度）	100%
中度锈蚀（锈蚀程度）	100%
重度锈蚀（锈蚀程度）	100%

基于属性的螺钉种类识别方法的平均推理准确率

螺钉种类	平均推理准确率
外六角螺钉	98.8%
内六角螺钉	99.5%
十字螺钉	100%
星形螺钉	100%

图 12.基于属性的螺钉紧固件识别方法实验结果

多种类螺钉紧固件拆解实验结果

针对固定工位机器人的多种类螺钉紧固件拆解实验，在 100 次的连续拆解实验中，每次拆解的螺钉数量为 10 个，其中螺钉种类的判断成功率为 99.2%，套管更换成功率为 100%，整体连续拆卸成功率为 98.7%，如图 13 所示。

旋具快换装置的套筒平均更换时间

套筒拆卸平均时间	套筒安装平均时间	套筒更换平均时间
2.1s	4.7s	10.5s

固定机器人的多种类螺钉拆解实验连续拆解成功率

拆解次数	平均每次成功拆解螺钉数	拆解失败螺钉数	连续拆卸成功率
100	9.87	13	98.7%

拆解失败原因分布

拆解失败螺钉数	套接失败	螺钉识别错误
13	5	8

图 13. 固定工位机器人的多种类螺钉紧固件拆解实验结果

针对自主复合型机器人的螺钉拆解实验，在 100 次的拆解实验中，移动底盘的移动成功率（一次移动使拆解机器人的拆解范围覆盖下一待拆解螺钉）为 100%，平均拆解 6.94 颗螺钉移动一次，整体连续拆卸成功率为 98.2%，如图 14 所示。在拆解过程中，我们针对每一颗螺钉，首先判断其是否位于当前拆解机器人的最佳拆解工作范围内。如果螺钉处于该范围内，我们只需驱动机械臂执行后续的拆解操作即可。然而，如果螺钉超出了最佳工作范围，我们将启动移

动底盘的规划功能，将其移动到距离螺钉最近的可用点位。一旦移动就位，机械臂便能顺利驱动，完成对螺钉的拆解任务。这一流程确保了无论螺钉位置如何变化，机器人都能高效、准确地完成拆解任务。

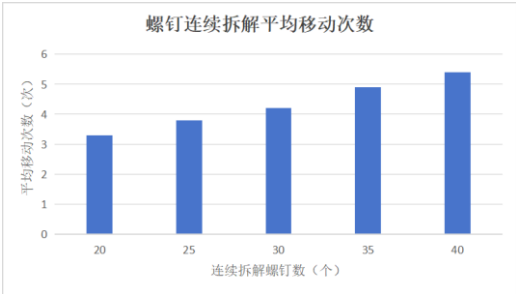


图 14. 对于不同数量螺钉，自主复合型机器人的移动次数

四、结束语

本项目提出了一种基于神经符号 AI 的多种类紧固件自主拆解技术，通过结合神经符号人工智能与基于属性的多种类紧固件识别方法，从而实现对动力蓄电池紧固件的精准拆解。本项目的主要贡献，体现在：

第一、提出了感知、学习、规划、执行、验证“知行合一”，训练与推理“训推一体”的神经符号人工智能框架，协调融合完成多种类螺钉的自主拆解任务。

第二、针对螺钉种类识别中需要大量人工标注数据集、泛化能力差的问题，提出了基于属性的螺钉识别方法，避免反复的数据标注并能通过概念之间组合拓展到新的物体种类；通过可微分形式的多值逻辑推理神经算子建立了结果状态的反向传播，实现“训推一体”的持续学习。

第三、针对非结构化环境拆解的不确定性，设计了多种类螺钉末端拆解执行器和旋具快换机构，根据不同的螺钉种类实现自动更换拆卸套筒或旋具、灵活完成拆解任务。

移动机器人底盘位置推测是控制多种类螺钉自主拆解机器人的关键，目标位置必须确保底盘移动和拆解协作机械臂操作的可行性。传统的随机抽样方法计算量大、效率低，其结果需要通过路径规划和机器人运动学仿真来严格验证其可行性，占用大量的仿真计算资源，因此，后续将研究一种基于神经符号人工智能的可微分框架，当输入目标位置时，可以直接输出可信的底盘目标位置

进行运动规划，类似于人的直觉，从而减轻与随机采样目标点相关的时间和仿真计算资源，高效完成非结构化、动态场景中的运动规划任务。

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）