

基于大语言模型的机器人人机交互系统研究

刘文韬, 孙燕芹, 陈彦泽, 马兴录

(青岛科技大学 信息科学技术学院, 山东 青岛 266061)

摘要: 人机交互的流畅度与智能化程度影响着机器人作业效率与操作员的操作体验, 为提高机器人人机交互的流畅度和对操作员命令语句的理解能力, 提出了一套基于大语言模型的人机交互系统设计方法; 该方法主要对大语言模型结合机器人自动控制进行了研究, 针对传统的语音识别模块可识别的命令语句数量有限, 对命令的语法复杂程度以及语句长度有着严苛要求的问题, 引入了大语言模型作为命令理解的核心; 针对传统人机交互流程存在交互过程冗杂死板的问题, 提出了大语言模型配合解码器生成子任务序列的人机交互流程方式; 经仿真测试发现: 该方法可以有效提高人机协作任务性能, 预训练的大语言模型可以详尽的理解操作员命令并给出相应回馈, 这有助于构建更自然、更直观地进行人机交互。

关键词: 自动控制; 大语言模型; 人机交互; 智能硬件; 自动生成

Research on Robot Human-Computer Interaction System Based on LLM

LIU Wentao, SUN Yanqin, CHEN Yanze, MA Xinglu

(School of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology,

Qingdao 266061, China)

Abstract: The fluency and intelligence of human-computer interaction affect the working efficiency of robots and the operator's operating experience. In order to improve the fluency of human-computer interaction and the ability to understand operator's command statements, a design method for human-computer interaction system based on a large language model (LLM) was proposed. This method mainly studies the combination of the LLM and automatic control of robots. To solve the problem that the traditional speech recognition module can recognize only a limited number of command statements and has strict requirements on the complexity of command syntax and sentence length, the LLM is introduced as the core of command understanding. In order to solve the complicated and rigid interaction process in traditional human-computer interaction process, a human-computer interaction process is proposed, which combines the LLM with the decoder to generate a subtask sequence. Simulation tests show that this method can effectively improve the performance of man-machine collaboration tasks, and the pre-trained LLM can understand operator commands in detail and give corresponding feedback, which is helpful to build a more natural and intuitive human-machine interaction.

Keywords: automatic control; LLM; human-computer interaction; intelligent hardware; automatic generation

0 引言

近年来, 机器人技术迅猛发展, 新技术和产品不断涌现, 机器替代人工操作已经十分普及, 为生产生活带来了极大的便利。尽管自动化是机器人系统的重要优势

之一, 但人类操作员与机器人系统的人机协作模式在很大程度上仍依赖于任务的复杂性、灵活性以及对专门技能的掌握程度^[1]。良好的人机协作模式能够有效提升效率、准确性和生产力。在各类复杂工作场景下, 机器人的人机交互能力在这种协作模式中显得尤为重要^[2]。

收稿日期: 2024-07-10; 修回日期: 2024-08-30。

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFF0612100); 国家自然科学基金面上项目(22374086); 山东省教育厅本科教改项目重点项目(61573316)。

作者简介: 刘文韬(1999-), 男, 硕士研究生。

通讯作者: 马兴录(1970-), 男, 硕士, 副教授。

引用格式: 刘文韬, 孙燕芹, 陈彦泽, 等. 基于大语言模型的机器人人机交互系统研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(9): 208-215.

经研究调查人机交互领域的研究现状,无论是在任务规划还是在特定条件下的策略制定方面,机器人已逐渐具备理解自然语言命令并据此行动的能力。在众多发展成果中,预训练的大语言模型(LLM, large language model)在多个领域展现了卓越的能力^[3]。因此,自大语言模型问世以来,研究者们尝试将其与硬件机器人融合。挑战主要在于如何跨越 LLM 与自动控制之间的鸿沟。虽然 LLM 能够对当前事件进行直观描述并给出建议,但尚不能直接触发底层的动作指令。目前,使用 LLM 实现人机交互的方法主要有 3 种方向 Language to Code (LTC)^[4]、Language to Reward (LTR)^[5] 和 Language to Action (LTA)^[6]。LTC 方法使用 LLM 根据操作员命令自动生成代码以实现人机智能交互,但该方法依赖于成熟的 API 体系,而生成的代码并不总是可靠。LTR 方法通过设定不同任务或动作的奖励机制,最终触发底层控制动作,但该方法相对僵化,模型尚未真正理解真实世界的动态变化。LTA 方法直接进行端到端的语音控制,是未来最具潜力的方式,但该设想过于超前,且数据极其匮乏^[7]。尽管 LLM 使用了大规模数据进行训练,但数据集不能完全替代真实物理世界的交互,需要一个将自然语言反馈与自动化控制相结合的执行框架,这使得 LLM 在机器人自动控制领域的应用面临挑战。

基于以上的讨论,本文提出了一种基于 LLM 的机器人人机交互系统设计方法,旨在通过融合 LLM,提高机器人的命令理解能力。同时加入编码器模块作为动作执行框架优化了 LLM 与真实世界的物理交互。

1 理论框架

1.1 问题分析

首先,理解命令并给予操作员正确的反馈是人机交互的关键。多项研究表明,人机协同工作中出现人机交互不畅是因为缺乏可靠性,可预测性以及透明度,这很大程度上归因于使用自然语言交流的人类操作员无法与机器人系统进行有效的沟通与相互理解。虽然在此之前的研究已经探索了使用自然语言对机器人进行控制,但其在任务上下文理解,逻辑与程序推理以及交互性方面依然存在挑战^[8-9]。

同时,器械操作是协作机器人的基本技能。为了成功地实现器械操作并完成指定任务,机器人首先应当针对任务来对工具进行精准的抓取。例如化学分析的诸多实验器材的正确拿放,或者在交接过程中牢牢抓住容器。考虑到外在物理世界的开放操作环境(如试验台与办公桌)中存在着大量的任务对象以及复杂任务,对任务对象、任务内容以及机器人之间的复杂关系进行建模是极其复杂的。于是针对化学分析实验这一有限场景,

本文对其中的部分任务来对结合 LLM 的大模型进行微调训练,同时引入编码器来对 LLM 的反馈进行解析并连通与外在物理世界的交互,同时将其学习的技能推广至训练之外的全新场景与任务对象^[10]。

于是在本文中,针对两个现有问题进行了研究与改进:

- 1) 针对如今人机交互不流畅,程序死板的问题引入了 LLM 强化机器人理解命令的能力,对 LLM 进行了针对性的微调,利用 prompt 与任务分解机制针对性地强化 LLM 的交互能力。
- 2) 针对机器人与外部物理世界难以交互的问题引入了编码器来实现人工智能对机器人的自动控制。

1.2 架构设计

交互系统主要由以下组成部分构成:语音识别模块(该模块通过识别人类操作员的语音命令将其转为文本输入以供 AI 模块处理)、AI 模块(该模块将通过 LLM 对输入的文本信息进行进一步描述并返回提示或控制机器人)、解码器模块(该模块将基于 AI 模块所返回的具体命令进一步对底层的机器人控制节点进行触发来实现对机器人的控制)。具体流程如图 1 所示(以抓取烧杯任务为例)。

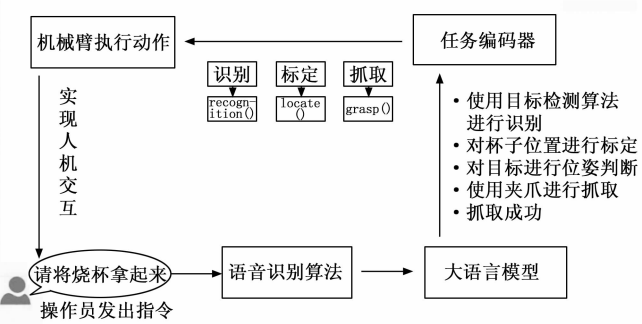


图 1 人机交互流程图

该系统的工作流程以人类操作员的口语输入为起点,通过语音识别技术转换为文本格式,以便 AI 助手进行处理。在本地环境中部署的 AI 助手负责理解这些抽象的自然语言,并基于上下文环境生成带有具体描述的回复。这一过程不仅涉及对信息的识别与评估,还包括与人类操作员的对话,以便进一步明确指令或控制机器人的行动。AI 助手在与操作员的交流中,会生成提示并向操作员展示,以获取更多信息或确认决策。这种双向的沟通机制有助于清晰地展现双方的意图,从而提高了透明度并减少了误解的可能性。一旦 AI 助手收集到执行任务所需的所有信息,它将生成一个决策性的响应。这个响应随后被送达到解码器,解码器将其转换为其对应的各个动作算法,从而运行机器人的控制节点,并执行特定的任务。

2 研究方法

2.1 LLM 模型集成与微调

LLM 由于参数量巨大,无论是从数据方面还是设备支持方面其相关的成本都极为昂贵,从零开始编写并训练 LLM 为人所用对绝大多数研究人员来说是不可行的。鉴于这些难题,使用信息提示来微调重塑预训练的 LLM 不失为一种更为高效的办法。这种方法既可以保留原有模型中的上下文理解、逻辑推导等功能,又可以允许用户自由的进行调整以满足不同的需求^[11]。在本文中,采用 ChatGLM^[12] 这款大模型,ChatGLM2-6B 是 ChatGLM 的迭代版本,其保留了上一版本展现出来的对话流畅,部署简单的优点,且支持更长的上下文,推理变得更加高效,同时在资源占用方面变得更低,具有更为强大的性能^[13]。经测试安装后,ChatGLM2-6B 在消费级 GPU 平台上可以进行流畅对答,但因为其只有 6B 的参数所以未能达到预期效果。在根据机器人工作内容进行问答时,LLM 经常生成无用信息,而影响人机交互的流畅性。为了能够使 LLM 按照规定的方式进行人机交互,本文在此对 LLM 进行了微调。

针对桌面器械操作这一场景编写特定的问答方式示例,内容主要包括特定场景下的物品摆放夹取等。同时本文采用了 P-tuning v2^[14] 的方式进行微调,以此调整了应有的系统上下文理解方式。这些精心设计的对话集合,涵盖了多种器材使用场景与任务,确保微调后人类操作员与机器人系统能够建立高效顺畅的人机交互^[15]。在微调后,GLM2 模型将可以理解并处理复杂抽象的人类自然语言,同时与机器人平台无缝集成。微调数据集如图 2 所示。

以拿取烧杯命令为例,微调过程对 GLM2 的输出方式也进行了调整,使得 LLM 可以将命令进行模块化的分解,与底层的机器人控制节点准确映射。通过微调前后的效果对比如图 3~4 所示。

2.2 Prompt 机制

虽然预训练的 LLM 已经能理解大部分的自然语言,并做到基本无障碍的与人类沟通,但具体到机器人的限定操作场景中 LLM 还是无法准确的响应操作员的命令要求。于是本文引入 prompt 机制在命令输入进

```
120 {
121     "instruction": "请将红色长方体拿起",
122     "input": "",
123     "output": "将红色长方体拿起,将分为以下步骤:1、识别红色长方体。2、标定红色长方体位置。3、移
124 },
125 {
126     "instruction": "请将圆柱体移动到预定位置",
127     "input": "",
128     "output": "将圆柱体移动到预定位置,将分为以下步骤:1、识别圆柱体。2、标定圆柱体位置。3、移动
129 },
130 {
131     "instruction": "请将红色长方体放置到白色立方体上",
132     "input": "",
133     "output": "将红色长方体拿起,将分为以下步骤:1、识别红色长方体。2、标定红色的长方体位置。3、移
134 },
135 {
136     "instruction": "请将夹爪复位",
137     "input": "",
138     "output": "将夹爪复位,将分为以下步骤:1、关闭夹爪。2、机械臂还原位姿。"
139 },
```

图 2 数据集示例

LLM 时进行针对性提示,来引导甚至规定 LLM 的应答风格与格式。在实验中对 LLM 进行微调时,prompt 可以作为 LLM 进行理解命令以及返回回答的前提条件,以此来达到对 LLM 的优化^[16]。在具体内容上,prompt 可以是一句话,一段文字的形式,于是将机器人所要面对的任务对象资料以及即将进行的任务内容作为 prompt 来帮助大模型对操作员的命令进行更好的理解,并按照人想要的回复格式进行反馈。在多种 Prompt Engineering 中,结合实际实验场景,本文最终选择了 Few-shot Prompt^[17] 这一方法。Few-Shot 在 prompt 中的作用是通过少量样本引导模型对特定任务进行学习和执行,例如通过提供少量风格或主题示例,引导模型产出具有相似风格或主题的反馈,这样可以让 LLM 更加理解问题,提高 LLM 的输出质量。在本文的人机交互系统中,针对性的编写提示方法可以帮助本文设计的系统达成更好的交互体验。将面对对象的编程思想套用到机器人的工作内容时,便可以建立起一套专用的提示方法。

首先,应该为 LLM 构建自身所具备的技能知识,在本文所面向的环境下,机器人控制功能被分为了 3 个主要类别:分别为抓取,移动和释放。3 个大类中包含着多个相关的底层控制算法与函数(标定算法、器械臂夹爪的开合、移动路径规划等函数)可以直接进行调用来达到对机械臂的控制效果。此举是通过 prompt 来“告知”机器人的技能知识,让机器人知晓面对任务时有哪些技能可用。

input: 你是一台机械臂,场景内有多个不同形状的物体,请帮我把其中的圆柱体拿出来

chatglm: 作为一个虚拟的机械臂,我无法直接与现实世界互动,但我可以指导您如何操作机械臂来取出圆柱体。以下是一般步骤:

1. 视觉识别: 首先,使用视觉系统(如摄像头)来识别场景中的所有物体。如果机械臂配备了视觉系统,它可以使用图像处理算法来识别圆柱体的形状和特征。
2. 定位: 一旦识别出圆柱体,就需要确定它的位置。这通常涉及到计算圆柱体的中心点和它在三维空间中的坐标。
3. 规划路径: 接下来,需要规划机械臂的运动路径,以确保它可以安全地到达圆柱体的位置并将它取出。这可能涉及到避障和确定一个无碰撞的路径。
4. 抓取: 如果圆柱体是可抓取的,机械臂需要选择合适的工具(如夹具或爪子)来抓取圆柱体。抓取工具应该能够适应圆柱体的形状和尺寸。
5. 提升: 抓取圆柱体后,机械臂需要将其从原来的位置提升到足够高的位置,以避免与其他物体碰撞,并准备将其放置在新的位置。
6. 移动: 然后,机械臂将圆柱体移动到指定的放置位置。在移动过程中,需要持续监控机械臂和圆柱体的位置,以防止意外发生。
7. 放置: 最后,机械臂将圆柱体放置在指定的地方。如果放置位置有人或其他物体,需要确保放置过程安全。

请注意,这些步骤是基于一般性的假设。实际的操作步骤可能会根据机械臂的具体能力和任务要求有所不同。如果您正在操作真实的机械臂,请确保遵守所有安全规程。

图 3 微调前对话

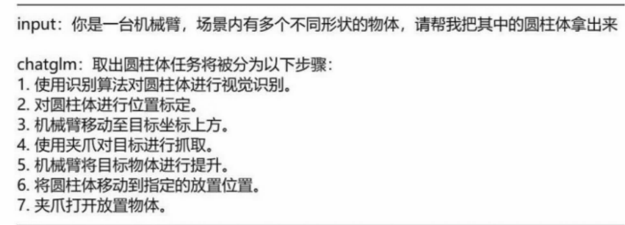


图 4 微调后对话

其次，应该对机器人所面对的任务对象与任务内容做预先的提示，包括各种工具的外形，使用方法等。这将会强化 LLM 对外界事物的理解，以及帮助 LLM 将各个不同的任务与各个不同的控制算法进行正确的映射，更容易明白操作员的自然语言命令。

最后，本文在对话示例中还对 LLM 的回答格式进行了针对性的提示，以便下一环节中的任务编码器来进行顺序识别。

实验表明，通过预先的 Prompt Engineering，LLM 展现出来的理解能力与回答方式可以满足预期的目标。

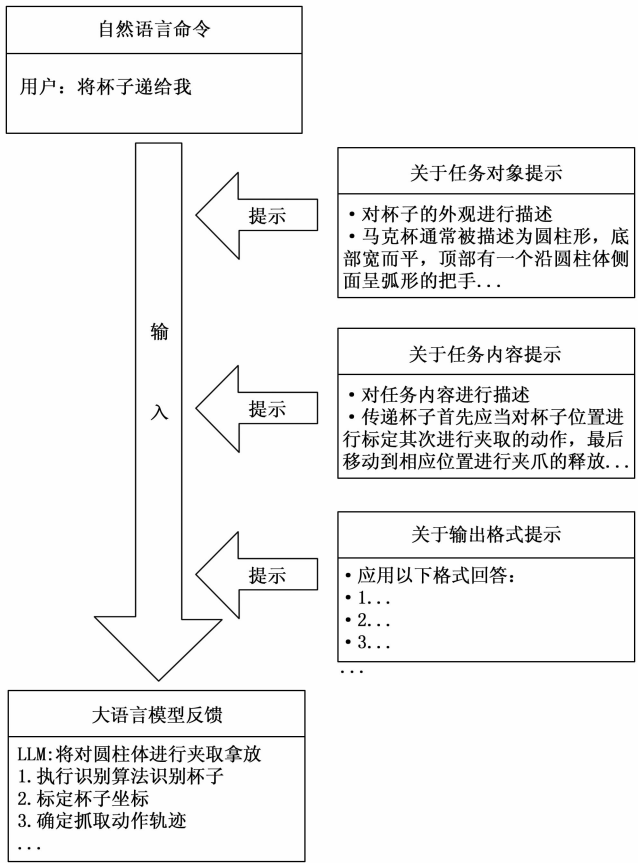


图 5 提示机制

2.3 任务分解

在最初的设想中，本文尝试直接获取 LLM 的返回内容，直接将 LLM 返回的大段语句作为输入让命令编

码器进行识别编码工作。但实际测试中发现这种方式只适用于单一任务，而在实际工作场景中操作员所讲的口头命令对机器人来说极为抽象晦涩，常常只包含了任务的开始和结束。尤其面对稍复杂的场景，LLM 无法按照正确合理的方式对任务进行描述，即使描述已经足够详细，对应到编码器中也很难生成正确的任务流程。在实验场景中，要使机械臂完成一整个复杂的抓取动作流程，需要依次调用到多个不同的控制节点。为了让 LLM 能够“知道”如何完成一个完整任务，本文引入任务分解机制来帮助 LLM 来理解命令。

针对以上提出的问题，本文实验中强化了 LLM 的推理能力，并着重强调分步推理以及合理的步骤顺序，以传递一整套条理清晰的动作序列给任务编码器。本文首先尝试链式思维 CoT (Chain of Thought)^[18]的方法，通过给到 LLM 若干个已知的前提推导得出新的结论的过程，来引导 LLM 的任务分解能力。区别于理解，推理一般是一个“多步骤”的过程，推理的过程可以形成非常必要的“中间概念”，这些中间概念将辅助复杂问题的求解。而后经过测试，发现此方法使 LLM 的回答格式有所改善，但虽然语法可取，但时常出现语义问题，对一些细节的问题会出现“有条理地胡言乱语”现象。原因是链式思维 (CoT) 提示虽然帮助 LLMs 可以为算术和常识推理等任务生成推理痕迹，但其缺乏对外部世界的访问可能会导致事实虚构等问题。且在本文的小样本工作场景下，没有足够的数据和参数，使得链式思维方法并未取得很大的效果。

而改变策略后选择的 ReAct 提示框架^[19]完美解决了 LLM 与外部环境互动的问题。ReAct 最大的优点在于充分的结合了 LLM 与外部工具，通过让 LLMs 为任务生成口头推理痕迹和动作来解决 CoT 的事实虚构问题。例如，在面临多跳推理问题时，ReAct 可能发起多个搜索动作，每个动作都可能是对外部工具的调用，这些动作的结果随后被用于生成最终答案。相对于链式思维提示，当语言模型需要与环境互动来获取更多信息时，或者任务需要多次推理步骤时，ReAct 是最理想的选择。通过 ReAct 提示框架的调整，LLM 的推理能力得到了肉眼可见的提升，又因其允许 LLM 与外部工具交互，所以在小样本的实验场景中所做出的决策的正确率也明显提升，任务分解机制如图 6 所示。

2.4 编码器设计

为了将已有的知识技能与 LLM 所返回的自然语言的任务描述相联系，本文的交互系统需要做到对自然语言所描述的任务流程进行解析继而引发机器层面的运动控制^[20-21]。本文提出了使用加入编码器来尝试连接人工智能与自动控制的方法。通过使用自然语言处理算法来识别机器人动作的关键词，触发 ROS 系统中的机器人

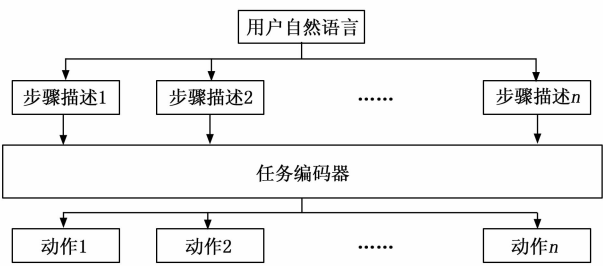


图 6 任务分解机制

控制算法，随后控制机器人来执行任务动作。同时由于 LLM 微调后的任务分解机制，LLM 会将人类操作员的口头命令划分为一个个子任务。于是命令解码器还要做到将命令划分整合为一个连续的子任务集，并顺序触发机器人的运动节点。

从零开始来编写并训练专门的命令编码器是最好的选择，但这需要大量的训练数据且会消耗大量的时间资源。因此本文选择了 BERT^[22-23] 作为命令编码器，并将其在大型文本数据集上进行预训练。

为了找到在算力消耗限制下的最优解，在本文的实验过程中配备了 3 个不同版本的预训练 BERT 模型，并在 3 个维度进行比较，分别为关键字的识别准确率、分类准确率、以及生成的任务序列完整度，以此为依据可以判断出最适合本人机交互系统的模型，结果如表 1 所示，其中 L 表示 Transformer 层。根据结果可以非常明显的看出，BERT-Base 比起其他两个模型性能更为优异，但差距并不显著。本文认为，进行实验的 3 个模型尽管在模型复杂程度上存在差异，但它们的文本理解能力水平是相似的。所以，最终选择了 BERT-Small 来作为本交互系统的命令编码器。

表 1 BERT 性能对比

模型	抓取任务表现		
	识别准确率/%	分类准确率/%	任务序列完整度/%
BERT-Small ($L=4$)	77.49	74.52	71.87
BERT-Medium($L=8$)	78.23	75.88	72.46
BERT-Base ($L=12$)	79.34	76.03	72.83

3 实验与结果

3.1 实施细节

本文设计系统的主要组成部分是大语言模型，选用的是清华大学开源的大语言模型 ChatGLM2-6B，其搭载平台是 1 3700 k+4 080，系统为 Ubuntu 20.04 LTS，在不进行量化的情况下进行推理和微调。仿真实验平台选用的是 CoppeliaSim Edu 4.3 版本，实验选用 UR5 机械臂，机械臂上配备了 RG2 夹爪，使用 Python 代码通过 sim.py 库与 CoppeliaSim 软件进行通讯来控制机械臂

的动作。

3.2 实验测试

本文使用 EDU 版本的 CoppeliaSim 搭建本实验的仿真环境。CoppeliaSim 作为一款机器人仿真软件，内置了很多市面上推出的机器人模型还配置了完备的物理引擎，其可以通过 python, c++, matlab 等语言对其中的机器人进行控制。本实验选取了软件自带的 UR5 机械臂，UR5 柔性机器人非常适合优化轻量级协作流程，例如拣选、放置和测试，所以是适配实验场景的理想选择，在机械臂末端安装了 RG2 夹爪用于夹取任务，在实验中由简入繁，一步一步来测试 LLM 与编码器的能力。

在正式进行实验之前，首先在 CoppeliaSim 中对实验场景进行搭建，并对 UR5 机械臂进行配置。搭建的实验场景中包含 UR5 机械臂，不同颜色的圆柱体以及方块。又因为机械臂自带的代码较为复杂，参数较多，本文又引入了额外一套机械臂的自写控制代码，将功能简化为识别，移动，抓取，复原等模块，以便更好地使编码器进行调用。

实验初始阶段当操作员发出命令后，随即开始构建 Prompt，这其中包括了底层函数的对应关系和回答方式的格式约束等，这些将会与命令共同组成输入，以抓取圆柱体放到指定区域为例：“你是一个 UR5 机械臂，在末端配置有 RG2 夹爪，在环境中放置有一红色圆柱体 (cylinder)，同时有一白色线条所圈出的区域 (white circle)；请将圆柱体放到白色区域。”

随后由于任务分解机制，LLM 结合在预训练中获得的知识以及本文专门编写的 Prompt 内容对整个流程进行分析转化为一个个的子任务，再用一条一条的自然语言进行描述。为了简化实验难度，本文对机械臂的控制函数只定义了 3 个大类分别为抓取、移动、释放。在这一步骤中 LLM 所给出的结果是：1) 识别红色圆柱体；2) 标定圆柱体位置；3) 移动机械臂到对应坐标；4) 抓取圆柱体；5) 移动至对应区域；6) 放置圆柱体。

获取到 LLM 的返回结果后，随即作为样本输入到编码器中。BERT 模型对每一步骤中的关键词进行识别，并生成由一个个函数构成的子任务序列。在这其中，编码器不仅要给出每一个关键字和底层控制函数的关系，还要对每一条中的任务对象有所识别，将每一语句中的对象作为参数输入再去运行函数。随后，机械臂根据序列中的函数依次执行动作从而完成一整个的抓取流程。实验过程如图 7、图 8 所示。

在此之后，实验又替换了不同的任务对象与任务内容进行了多次实验。逐步增加了更多外形特征的其他物

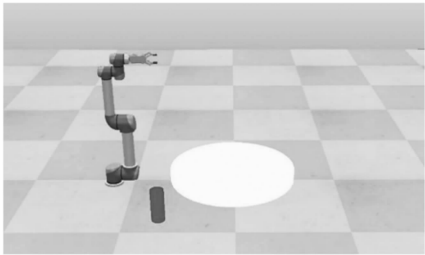


图 7 抓取前场景

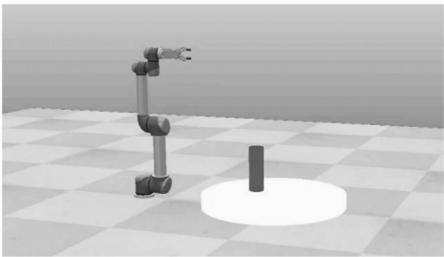


图 8 抓取后场景

体，替换了不同的抓取策略。在此之上还额外测试了基本抓取功能之外的功能例如，传感器的调用、机械臂的运动学函数、路径规划算法等，逐步模拟出真实情况下的抓取实验。

3.3 结果分析

经过本文由简到难的多轮测试发现，预训练的 LLM 有一定的理解交互能力但具体到实验场景所生成的结果与预期相去甚远，在经过 Prompt 之后，LLM 肉眼可见的提升了其命令理解与任务生成的能力。对于简单场景下的单一任务可以基本满足实验要求，能够详细描述一整套抓取任务的细节，配合编码器生成完整的动作序列。当场景内的对象数量逐渐增加，任务流程变得越来越复杂，LLM 所要描述的动作变得复杂，编码器要生成的动作序列也逐渐增长。于是准确率开始下降，同时编码器生成的动作序列的完整度也开始下降。本文总结为两个问题，一个是编码器对任务对象的识别不敏感，另一问题为 LLM 对任务的分解偶尔出现不够细致。

首先，以分类实验为例子，实验场景如图 9 所示。在此时场景中有若干个不同颜色的物体，要求机械臂将不同的物体放到不同的区域。在这一任务中，很多函数需要被反复调用，在重复多次的函数调用过程中容易在传参方面出现偏差，这极有可能是编码器识别 LLM 返回的任务描述时没能准确的识别任务对象的颜色。而后实验对夹取的物体简化了特征，去除了颜色这一项，结果发现情况有所改善。同时对 BERT 模型的训练集进行了重新标识，不仅要对机械臂所要进行的任务进行识别，还要对任务对象进行判断。具体到代码的运行就是

不仅要找到对应的函数也要找到函数的参数。针对 LLM 返回的逐条详细描述，针对语句中的动词与宾语返回两个结果作为子任务和子任务的对象。

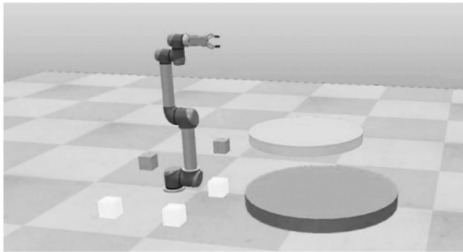


图 9 复杂实验场景

而在 LLM 任务分解方面，本文一方面更加详细的编写 prompt，另一方面将一些基础函数进行了更为简洁的封装。这样减轻了 LLM 的分析压力，在对某一任务的应对策略进行选择时排除了一部分不必要的影响因素。

随后在不同场景中又分别进行了 20 次不同的任务进行进一步的实验，结合机械臂所要面对的真实场景以及算力资源的限制。本文设计的实验均未有任务序列长度 (n) 超过 13，在 n 小于 6 时，交互系统任务的完成率为 100%，当 n 的数值来到 6 到 10 之间时，平均成功率为 79%，在 n 大于 10 的时候，则效果明显下降平均成功率仅为 63%。其实验结果如表 2 所示。

表 2 实验成功率

序列长度	$n < 6$	$6 < n < 10$	$n > 10$
平均成功率	100%	79%	63%

根据实验结果不难看出，人机交互系统已经可以处理一般的任务做到流畅的智能人机交互。本文引入的 LLM 核心可以做到对抽象口头命令的细致理解并给出详细的步骤描述，这是得益于精心编写的 Prompt 给到的预先的知识灌输。与此同时交互系统通过本文所引入的编码器将命令的理解转化为了物理世界的机械动作，在这一过程里编码器也运行稳定做到相对准确的识别命令与触发动作。

随着任务复杂度的提升，交互体验也开始逐渐变差。其原因为如下两点：

1) 因为算力资源限制了 LLM 的参数，于是在综合性能上 6B 版本的 ChatGLM 相较于 ChatGPT 与 ChatGLM-13B 还是有着不小的差别，上下文之间的结合理解能力有所欠缺。本文构筑的 Prompt 弥补了一部分这方面的欠缺，但事实上在真正的物理世界中会存在或多或少的无法预估的复杂场景。如果能够对 LLM 的能力进行完全的释放相信会有更好的效果。

2) BERT 模型作为识别命令, 触发动作的编码器核心, 能够做到识别并分类。实际上, 机械臂能够做到工作受限于其函数库, 并不具有真正的学习能力, 所有的动作都是预先编写好的封装函数。将来应当继续向更智能的解决方案靠拢并研究。

4 结束语

传统的智能人机交互已实现语音控制, 部分解放了操作员的双手, 但其基于特定场景的小型数据集进行训练, 存在局限性^[24]。而预训练的 LLM 有着极强的泛化能力, 能够在做到识别分类等简单任务的同时, 对抽象命令语句做出更深层次的理解。功能强大的 LLM 给了人机交互模式一个变革进步的机会。本文提出了一种人机交互系统的设计方法, 通过嵌入预训练的 LLM 来代替传统的深度学习模型, 对人类操作员的口头命令进行深层次理解。同时, 本文提出的系统还针对理解之后如何行动给出了解决方法, 引入了自然语言处理模块作为编码器链接命令的理解描述与函数库中的动作函数。并通过一系列的实验证明了本文设计思路的可行性。

实验结果表明, 该方法在人机交互中具有实际应用价值, 有助于提升效率, 但仍存在局限性。LLM 对硬件资源要求相对较高, 轻量级设备难以运行。此外, 机器人动作仍受限于预设函数库, 无法自主应对不同场景。

未来的人机交互研究可以继续探索更为智能的硬件响应方式, 用来实现更复杂多样的自然语言命令理解与任务实现; 还可以引入反思机制, 提高命令理解的可靠性; 最后, 还可以尝试由 LLM 对代码进行自主生成^[25], 提高任务执行的精准度。

参考文献:

- [1] 王昆仑. 我国工业机器人产业现状、竞争力及未来发展策略 [J]. 机器人技术与应用, 2024 (3): 8-13.
- [2] FIROOZI R, TUCKER J, TIAN S, et al. Foundation models in robotics: Applications, challenges, and the future [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2312.07843, 2023: 3-5.
- [3] WU J, ANTONOVA R, KAN A, et al. Tidybot: Personalized robot assistance with large language models [J]. Autonomous Robots, 2023, 47 (8): 1087-1102.
- [4] ALEX PLACE. Adaptive reinforcement learning with LLM-augmented reward functions [J]. TechRxiv. December 04, 2023: 1-4.
- [5] NIA, IYER S, RADEV D, et al. Lever: Learning to verify language-to-code generation with execution [C] //International Conference on Machine Learning, PMLR, 2023: 26106-26128.
- [6] KALAKONDA S S, MAHESHWARI S, SARVADEVABHATLA R K. Action-gpt: Leveraging large-scale language models for improved and generalized action generation [C] //2023 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), IEEE, 2023: 31-36.
- [7] AHN M, BROHAN A, BROWN N, et al. Do as i can, not as i say: Grounding language in robotic affordances [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2204.01691, 2022: 2-3.
- [8] WU J, ANTONOVA R, KAN A, et al. Tidybot: Personalized robot assistance with large language models [J]. Autonomous Robots, 2023, 47 (8): 1087-1102.
- [9] YE Y, YOU H, DU J. Improved trust in human-robot collaboration with ChatGPT [J]. IEEE Access, 2023, 11: 55748-55754.
- [10] TANG C, HUANG D, GE W, et al. GraspGPT: Leveraging semantic knowledge from a large language model for task-oriented grasping [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 11: 7551-7558.
- [11] LIU H, ZHU Y, Kato K, et al. Llm-based human-robot collaboration framework for manipulation tasks [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2308.14972, 2023: 1-2.
- [12] DU Z, QIAN Y, LIU X, et al. GLM: General language model pretraining with autoregressive blank infilling [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2103.10360, 2021: 4-8.
- [13] ZENGA, LIU X, DU Z, et al. GLM-130b: An open bilingual pre-trained model [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2210.02414, 2022: 1-3.
- [14] LIU X, JIK, FU Y, et al. P-tuning v2: Prompt tuning can be comparable to fine-tuning universally across scales and tasks [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2110.07602, 2021: 1-5.
- [15] LIX L, LIANG P. Prefix-tuning: Optimizing continuous prompts for generation [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2101.00190, 2021: 1-9.
- [16] LIU P, YUAN W, FU J, et al. Pre-train, prompt, and predict: A systematic survey of prompting methods in natural language processing [J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55 (9): 1-35.
- [17] GU Y, HAN X, LIU Z, et al. PPT: Pre-trained prompt tuning for few-shot learning [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2109.04332, 2021: 1-14.
- [18] WEI J, WANG X, SCHUURMANS D, et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models [J]. Advances in neural information processing systems, 2022, 35: 24824-24837.
- [19] YAO S, ZHAO J, YU D, et al. React: Synergizing reasoning and acting in language models [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2210.03629, 2022: 1-33.

[20] ZHANG X, YANG F, JIN Q, et al. Path planning algorithm for dual-arm robot based on depth deterministic gradient strategy algorithm [J]. Mathematics, 2023, 11 (20): 4392.

[21] SHRIDHAR M, MANUELLI L, FOX D. Cliport: What and where pathways for robotic manipulation [C] //Conference on robot learning, PMLR, 2022: 894 - 906.

[22] KOROTEEV M V. BERT: A review of applications in natural language processing and understanding [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 2103.11943, 2021: 1 - 18.

[23] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: Pre-

training of deep bidirectional transformers for language understanding [J]. ArXiv Preprint ArXiv: 1810.04805, 2018: 1 - 2.

[24] BROWN T, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 1877 - 1901.

[25] SINGH I, BLUKIS V, MOUSAVIAN A, et al. Progprompt: Generating situated robot task plans using large language models [C] //2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2023: 11523 - 11530.

(上接第 175 页)

持下,设计多模式 DCS 控制模块。采用小型 PLC 元件替代传统的生产线控制器,监测工业自动化生产线,利用 CV3-100/SP3 电压传感器和 BA05 电流传感器采集工业自动化生产线中设备的运行电压值和电流值,选用 32 位工业级 ARM 芯片 AT91RM9200 作为核心处理器,提高传感器的数据采集质量。将 VFD 变频器作为工业自动化生产线的驱动装置,通过调节工作电压和频率,及时调整生产线速度,采用全局 I/O 通信方式,通过链接区和信箱的架构,实现不同 PLC 之间以及硬件设备与 PLC 之间的数据交换和通信,降低生产任务之间的干扰。借助 PLC 的输出控制指令和通信网络,对生产线中的工作设备进行启停和状态切换,实现不同工作状态下的生产线运行模式的切换,使设计系统更具实时性、准确性和灵活性。通过上述设计,以期能够提升控制功能和工业自动化生产线的工作效率。

参考文献:

[1] 夏祥军,宁东红,郑敏毅,等. 基于 TS 模糊模型和扰动观测器的集成悬架控制系统设计 [J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44 (1): 21 - 30.

[2] 周奎. 基于 RBF 神经网络塑料成型生产线温度控制系统研究 [J]. 塑料科技, 2021, 49 (3): 92 - 94.

[3] 徐建明,汪晨浩. 基于 STM32-MAT 的交流永磁同步电机驱动控制系统开发 [J]. 浙江工业大学学报, 2022, 50 (5): 581 - 590.

[4] 赵明宇,弓太生,郭永刚,等. 生产线平衡优化研究与制鞋行业的智能化思考 [J]. 中国皮革, 2022, 51 (11): 10 - 15.

[5] 赵艳莉,赵倩,李志强. 基于 PLC 的山核桃破壳自动化生产线控制系统研究 [J]. 食品与机械, 2023, 39 (1): 111 - 115.

[6] 任长清,赵号,杨春梅,等. 数控梁柱材六面加工生产线控制系统设计 [J]. 包装工程, 2021, 42 (3): 190 - 199.

[7] 梁富伟,寇子明,李鑫. 矿用锚杆生产线永磁直驱进给系统控制策略研究 [J]. 煤炭工程, 2022, 54 (9): 175 - 181.

[8] 卓晓冬,张强强. 基于 PLC 发动机缸盖低压铸造成型的智能控制 [J]. 热加工工艺, 2022, 51 (21): 57 - 60.

[9] 郭俊,王新. 基于 PLC 的生产线输送速度分段控制模型 [J]. 包装工程, 2021, 42 (11): 220 - 226.

[10] 张琼瑶. 基于 ADACS_N 平台 DCS 二层优化设计与实现 [J]. 电子技术应用, 2021 (S1): 368 - 375.

[11] 陈华奎,付为国,顾潇宇,等. 基于 PLC 的多工位热模锻自动上料系统设计 [J]. 锻压技术, 2021, 46 (10): 25 - 30.

[12] 任志刚,吴宗泽,谢胜利. 基于控制参数化的注塑工业过程最优反馈控制方法 [J]. 控制理论与应用, 2022, 39 (11): 2125 - 2136.

[13] 彭功雳,胥云,章周伟,等. 基于 EWMA 的零件加工过程质量控制系统研究 [J]. 机床与液压, 2022, 50 (14): 85 - 90.

[14] 徐建明,韩波. 基于 CODESYS 的五轴点胶机控制系统设计 [J]. 高技术通讯, 2022, 32 (1): 13 - 21.

[15] 裘鹏,唐爱红,徐华,等. 分布式潮流控制器控制保护策略研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50 (8): 130 - 138.

[16] 林铁韬,刘建群,许东伟,等. 铝型材静电喷涂生产线控制系统的开发 [J]. 电镀与涂饰, 2021, 40 (6): 454 - 460.

[17] 田冰,谢华龙. 基于 DCS 的水泥复合材料成型设备自动控制方法 [J]. 计算机仿真, 2022, 39 (6): 304 - 307.

[18] 孟静静,郝睿,王惠卿,等. 基于 PLC 与工业机器人的自动生产线智能包装系统设计 [J]. 制造技术与机床, 2021 (11): 63 - 67.

[19] 刘洋,戴维,伍彪. 基于 PLC 的塑料薄膜生产线张力控制系统设计 [J]. 塑料科技, 2021, 49 (7): 137 - 140.