

多代理角色设置下, 大模型出现的社会行为

霍虹颖

北京语言大学

DOI:10.12238/acair.v2i2.7347

[摘要] 本研究旨在探索多代理角色设置对大语言模型性能的影响,并深入分析在此设置下模型所表现出的社会行为。通过消融实验的设置、观察影响因素的改变发现,大语言模型在多代理交流和角色设置的场景下会产生丰富的社会行为,这样的设置不仅可以提升大语言模型的性能,还使其行为更加接近人类。本研究不仅为理解大语言模型在自然语言处理中的应用提供了新视角,也为后续研究提供了重要参考。

[关键词] 大语言模型; 多代理; 角色扮演; 社会行为

中图分类号: G613.2 **文献标识码:** A

Social Behavior of Large Models under Multi Agent Role Setting

Hongying Huo

Beijing Language and Culture University

[Abstract] The purpose of this study is to explore the effect of multi-agent role settings on the performance of large language models, and to analyze the social behavior of the models under this setting. By setting the ablation experiment and observing the changes of the influencing factors, it is found that the large language model can produce rich social behaviors in the scenario of this setting, which can not only improve the performance of the large language models, but also make its behavior more similar to that of human beings. This study provides a new perspective for understanding the application of large language models in natural language processing, and also provides an important reference for subsequent research.

[Key words] large language model; multi agent; role playing; social behavior

1 介绍

大型语言模型(LLM)时下盛行,发展迅速,在多方面取得了不错的进展。在推理方面,随着思维链的提出,大模型的能力被不断开发,最近的研究表明,赋予大模型特定的角色会得到更加个性化的生成,在一定程度上提高性能,单个LLM可以胜任典型的NLP任务,但仍然受到内部限制,为了解决这一问题,大量研究使用多代理协作,通过让多个LLM代理之间交流,来达到提升性能的作用。在多代理协作的前提下,LLM之间交流的行为方式广泛,我们考虑到模型角色扮演在交流中的优势,赋予不同的模型不同的角色,来观察其在特定角色身份下的表现,对多代理角色设置的性能做出评估,研究发现模型性能有所提高。同时对数据结果进行了分析,发现在多代理协作中,不同角色的LLM出现了与人类相近的社会行为,我们也从人类社会学的角度对此进行了分析,并提出了对未来工作的展望。

2 相关工作

CoT: 思维链(CoT)是人类智能的基本认知过程,在人类智能和自然语言处理领域备受关注,在前人的研究中我们已经发现,

在具有中间推理步骤的提示下,LLMs可以表现出更强的推理能力^[1]。在本篇论文中,我们采用的是在提示中引入CoT作为基线,来引导大模型完成推理任务。

多智能代理: 人工智能的一个基本目标就是创造能够无缝协助人类并在真实世界环境中运行的智能自主代理。大型语言模型(LLM)的发展为这一领域开辟了新的道路,通过利用LLMs的力量,自主代理可以做出更细致入微的决定,并执行行动。在前人的研究中,我们已经了解到多个LLM通过相互交流以提高性能^[2]。此外,在模型交流的方式方面也有了更多的研究,我们通过从这些交流方式中选择了“合作”的交流方式,即大模型为共同解决一个任务而各自贡献的方式。

角色扮演: 大型语言模型在角色扮演方面的潜力已被人们发现。已有研究探索了让大模型角色扮演的方法和应用,通过角色扮演为多种领域提供更多可能性,而也有研究发现,将角色扮演应用于推理任务也将有利于大模型更好地理解任务^[3]。本次任务,我们将设置大模型为特定的角色如决策者等,来让大模型从自身身份更好地理解任务。

社会学: 社会学是研究社会组织、社会关系、社会结构和社会变迁等现象的学科。最近的研究赋予了自主代理更多与人类类似的认知机制, 这些进步使我们更接近于实现人工通用智能的概念, 它可以在更广泛的任务中通用。认知过程是指思维、知觉、记忆、学习和解决问题等心理活动。在社会学中, 认知过程涉及个体对信息的感知、理解和处理。对于大模型的基础认知能力前人有了一定探索, 但是对于其他能力还没有进一步研究^[4], 我们在多代理角色设置下发现模型在协同合作中出现了新的能力。

3 实验

3.1 主实验

本次实验采用的模型有ChatGPT、GPT4、ERNIE-4、ERNIE-3.5-8K这四种模型, 实验共将这些模型分为四组, 每组的组成为:

组号	决策者	工作者	助手
1	GPT4	ChatGPT	ERNIE-4
2	GPT4	ERNIE-3.5-8K	ERNIE-4
3	GPT4	ChatGPT	ERNIE-3.5-8K
4	ERNIE-4	ERNIE-3.5-8K	ChatGPT

数据集: 我们选择将任务分成三部分^[1], 其所对应的数据集分别是(1)算术推理: GSM8K中的160个多步复杂推理问题; (2)常识推理: StrategyQA数据集; (3)符号推理: “最后一个字母连接”和“抛硬币”任务。

实验设置: 我们在实验中以这样的角色配置来完成这三类任务, 对于角色设置, 我们采用这样的meta_prompt来提示大模型它的角色身份:

meta_promptA=你是一个助手。读取问题, 并收集与问题相关的资料和信息, 或你认为有用的解决办法, 将其交给决策者决策是否使用, 如果收到决策者的同意, 那么你将资料信息提供给工作者完成。

meta_promptB=你是一个工作者, 你需要对问题进行解答, 你将收到助手提供给你的资料, 运用这些资料和信息来作答, 将答案提供给决策者, 如果决策者的反馈为“不正确”, 那么你将重新思考。

meta_promptC=你是组织中的决策者, 你需要对助手提供的信息资料是否使用进行决策, 并对工作者提供的答案进行判断, 如果你认为答案正确, 则输出“正确”; 如果你认为和你对问题的思考不一样, 则输出“不正确”并让工作者重新思考。

基线: 本实验设置的基线为CoT提示单代理, 无角色设置, 观察模型的性能及行为是否发生改变, 以及是否产生新的能力:

meta_prompt=请一步一步思考并解答问题。

实验结果: 在四组实验设置下, 我们观察到其性能相较于基线都有一定提升, 性能的提升是本次实验的观察点之一, 更加值得注意的是在实验中我们关注到大模型在多代理交流的过程中产生的社会学行为, 接下来将对这些社会行为进行详细分析。

出现的社会行为:

领导力: 角色设置为决策者的LLM, 在收到助手提供的信息时, 在给出选择反馈的同时, 还会针对问题来提出使用建议, 例如在解答数学问题时, 他会在反馈中提示公式适用于计算、定理适用于推理证明等。而在收到工作者提供的答案不正确时, 他让工作者重新思考的同时还会提出修改意见, 例如告知工作者是计算错误, 还是解题方法的原因等。除此之外, 我们还发现, 有时候决策者在输出的最后还会激励和鼓舞对方, 例如“相信自己”。从这三方面我们可以看出模型多代理设置下, 由于角色设定, 会产生一定的领导力, 它有较强的决策能力和问题解决能力, 并对其他成员提供帮助和鼓励。

服从性: 在人类社会中, 个体往往会调整自己的行为以符合群体的规范或目标, 这种现象被称为顺应行为^[5], 实验中我们观察到, 在工作者角色和助手角色设置下都会产生服从性, 他们在收到决策者提出的意见时, 会调整思维流程, 以符合意见, 达到目标一致。

协助性: 人类社会行为中的协助性指的是个体在社会互动中愿意提供帮助、支持或合作的倾向。通过助手角色的行为, 我们可以发现其对于自身工作的理解较为清晰, 能很好地做到为任务提供相关资料, 它通常会提供解决方案以供选择、相关数据以供参考, 也会提供公式或定理。

学习与适应性: 我们发现助手和工作者都会在多代理设置下, 产生学习与适应性。学习与适应性是指个体或群体在面对新的环境、情境或挑战时, 能够通过学习和调整来适应并应对这些变化的能力。在实验中, 我们发现助手和工作者均能够理解决策者的意图, 并能够对决策者的意见进行学习, 不仅如此, 他们还会学习以避免上一轮出现的错误。在适应性方面, 我们通过在任务场景中的表现可以看出, 这样的角色设置可以适应在不同的任务场景中。在多代理角色设置下, 模型没有拒绝学习与适应的情况, 由此可见模型会自主出现该行为。

3.2 消融实验

3.2.1 我们通过单代理角色设置来观察大模型性能提升以及出现的社会学行为是否是由多代理设置产生的。单代理角色设置下, 我们让大模型仅仅扮演特定的角色。通过观察单代理模型的行为, 来评估其在特定角色下的表现和能力。我们发现在单代理设置下, 大模型的社会行为减少, 但认知能力以及对角色的理解仍然保留, 我们将从三个角色来进行分析(以ChatGPT为例):

A. 决策者: 模型在决策者角色下表现出逻辑性强的能力, 它通过分析评估, 做出决策, 我们注意到, 由于数学推理任务数据集选择了较为复杂的多步推理问题, 大语言模型可以从一开始就考虑到后续步骤, 这一定程度上体现出决策者设置带来的角色属性特征。

B. 工作者: 在工作者角色下, 模型展现出高效的状态, 但我们注意到, 在工作者设置下, 角色缺少统筹的步骤, 而是直接开始解决问题, 这可能会造成推理步骤错误、推理步骤缺失等问题。基于角色属性, 大模型在完成问题时, 有一定的条理, 但解决

问题的方法较为单一,这也导致了他在任务中性能提升并不高。

C. 助手: 作为助手,模型展现出协助和支持的特质。它帮助解决问题、提供信息或资源,并积极响应他人的需求和要求。

综上所述,根据不同的角色设定,大型模型可能会表现出不同的行为特征和能力。决策者角色下的模型可能会展现出逻辑性和决策能力,工作者角色下的模型可能会展现出高效和专注的工作态度,而助手角色下的模型可能会展现出协助和支持的特质。这些特征使得模型能够在不同场景下发挥不同的作用,并为人类提供多样化的帮助和服务。

3.2.2 我们通过删去角色设置,仅输入问题来观察角色设置对实验结果的影响。我们首先观察到模型性能有所下降,同时,即使有多代理交流的设置,模型也未能表现出更多的认知能力与社会行为,由此可见模型产生社会行为与角色设置也有密不可分的关系。

3.3 影响因素探索

3.3.1 温度参数控制着生成文本时的随机性程度^[6]。温度越高,生成的文本越随机,越低则文本越保守和可预测。温度参数的设定,类似于人类活动中的思维活跃程度,通过修改模型的温度设置,我们发现在温度值设为1时,模型有较高的创新性,但产生了幻觉现象,而模型温度设为0.5时,结果较为单一,可预测性强,经多次实验,我们发现将温度设置为0.9-0.95,所得到的结果为最佳。

3.3.2 交换角色设置。我们交换模型角色设置,主要是从优秀的模型担任决策者到能力更弱的模型担任决策者这样的变化,从结果观察到:决策者模型执行能力下降——由于GPT4、ERNIE-4通常拥有更丰富的知识和经验,而ChatGPT和ERNIE-3.5-8K缺乏数据量,因此决策者的执行能力受到影响。除此之外,决策者的意见和建议更加保守,能力较弱的模型相对于能力更强的大模型而言知识范围较窄,从而会导致决策者给出的意见质量不高的情况。

组号	决策者	工作者	助手
5	ChatGPT	GPT4	ERNIE-4
6	ERNIE-3.5-8K	GPT4	ERNIE-4
7	ERNIE-3.5-8K	ChatGPT	GPT4
8	ChatGPT	ERNIE-3.5-8K	ERNIE-4

4 实验局限性分析以及未来工作

在实验中我们观察了模型在不同的多角色设置下的性能,以及对其产生的社会行为进行了分析,简单阐述本实验的局限性:

数据集选择限制:本研究在数据集上有所挑选,这可能会限制模型的泛化能力和适用性。未来的研究可以考虑在更广

泛和多样化的数据集上进行验证,以评估在不同领域和场景下的性能。

评价指标选择局限:本研究仅使用了CoT为基线来评估模型性能,而忽略了其他可能更适合的指标。这可能会导致对模型性能的评估不够全面或客观。未来的研究可以考虑使用更多样化和全面的评价指标来评估模型的性能。

分组情况不足:仅考虑了八种分组情况,而未将所有可能的组合情况列出实验,这可能会影响结果的统计显著性和可信度。后续应该将所有出现的组合情况进行探究,完善实验结果。

综上所述,以上局限性分析提供了对本研究实验结果解释和理解的全面认识,同时也为未来相关研究提供了一些建议和改进方向。

5 结论

本研究探讨了多代理角色设置对大语言模型产生的影响,并分析了这样的设置下模型产生的社会行为。实验结果显示,多代理角色设置能够提高大语言模型的性能,同时引发了领导力、服从性、协助性以及学习与适应性等社会行为。这表明通过模型之间的合作交流和角色分配,可以提升大语言模型的性能并使其表现出更加人类化的行为特征。这一研究为深入理解大语言模型在自然语言处理领域的应用提供了新的视角和启示,并为未来研究提供了更多参考方向。

[参考文献]

- [1] Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., *a, F., Chi, E.,... & Zhou, D. (2022). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in neural information processing systems*, 35, 24824-24837.
- [2] Chan, C.M., Chen, W., Su, Y., Yu, J., Xue, W., Zhang, S., ... & Liu, Z. (2023). Chateval: Towards better llm-based evaluators through multi-agent debate. *arXiv preprint arXiv:2308.07201*.
- [3] Tao, M., Liang, X., Shi, T., Yu, L., & *e, Y. (2023). RoleCraft-GLM: Advancing Personalized Role-Playing in Large Language Models. *arXiv preprint arXiv:2401.09432*.
- [4] Chen, W., Su, Y., Zuo, J., Yang, C., Yuan, C., Chan, C.M., ... & Zhou, J. (2023, October). Agentverse: Facilitating multi-agent collaboration and exploring emergent behaviors. In *The Twelfth International Conference on Learning Representations*.
- [5] Cialdini, R.B., & Goldstein, N. J. (2004). Social influence: Compliance and conformity. *Annu. Rev. Psychol.*, 55, 591-621.
- [6] Zhou, Z., Lin, Y., **, D., & Li, Y. (2024). Large Language Model for Participatory Urban Planning. *arXiv preprint arXiv:2402.17161*.