Better Zero-Shot Reasoning with Role-Play Prompting

通过角色扮演提示实现更好的零-shot 推理

现代大型语言模型（LLMs）展现出了出色的角色扮演能力，使它们能够扮演不仅是人类角色，还包括非人类实体。这种多功能性使它们能够在各种情境中模拟复杂的类人交互和行为，以及模拟特定的对象或系统。虽然这些能力已经增强了用户参与度并引入了新颖的交互模式，但角色扮演对LLMs推理能力的影响仍未被充分探讨。在这项研究中，我们引入了一种经过策略设计的角色扮演提示方法，并评估其在十二个不同推理基准测试中在零-shot环境下的表现。我们的实证结果表明，角色扮演提示在大多数数据集上始终优于标准的零-shot方法。值得注意的是，在使用ChatGPT进行的实验中，AQuA的准确率从53.5%提高到63.8%，而Last Letter从23.8%提高到84.2%。通过与Zero-Shot-CoT技术进行进一步比较，后者提示模型“逐步思考”，我们的研究表明，角色扮演提示作为CoT过程的更有效触发器。这突显了它增强LLMs推理能力的潜力。

Boosting Language Models Reasoning with Chain-of-Knowledge Prompting

使用链式知识提示来增强语言模型的推理能力

最近，Chain-of-Thought（CoT）提示在复杂推理任务上取得了成功，旨在设计一个简单的提示，如“让我们逐步思考”或多个上下文中的例证，并配以精心设计的理由，以引导大型语言模型（LLMs）生成中间推理步骤。然而，生成的理由经常伴随着幻觉，导致推理链不真实、不可靠。为了减轻这种脆弱性，我们提出了一种新颖的Chain-of-Knowledge（CoK）提示，旨在引导LLMs生成以结构三元组形式的显式知识证据。这受到我们人类行为的启发，即在回答复杂问题之前，我们可以在脑中绘制思维导图或知识地图作为推理证据。借助CoK，我们另外引入了一种F2-Verification方法来评估推理链的可靠性，包括事实性和忠实度。对于不可靠的回答，可以指示错误证据以促使LLM重新思考。大量实验证明，我们的方法可以进一步提高常识、事实、符号和算术推理任务的性能。

Chain-of-Thought Reasoning without Prompting

无需提示的思维链推理

在增强大型语言模型（LLMs）的推理能力方面，先前的研究主要集中在特定的提示技术，如少轮或零轮思维链（CoT）提示。虽然这些方法有效，但通常涉及手工密集的提示工程。我们的研究采用了一种新颖的方法，提出了一个问题：LLMs是否可以在没有提示的情况下有效推理？我们的研究结果显示，有趣的是，通过简单地改变解码过程，可以从预训练的LLMs中引发CoT推理路径。我们不再使用传统的贪婪解码，而是研究前𝑘个备选标记，发现这些序列中经常存在CoT路径。这种方法不仅避免了提示的混淆因素，还使我们能够评估LLMs的内在推理能力。此外，我们观察到，在解码路径中存在CoT与模型解码答案的信心之间存在相关性。这种信心度量有效区分了CoT和非CoT路径。对各种推理基准测试进行了大量的实证研究，结果显示所提出的CoT解码有效地引发了语言模型的推理能力，这些能力在标准的贪婪解码中曾被掩盖。

Cross-lingual Prompting: Improving Zero-shot Chain-of-Thought Reasoning across Languages

跨语言提示：改进跨语言零-shot思维链推理

思维链（CoT）能够引导模型显式生成推理路径，从而提高推理准确性并引起越来越多的关注。具体来说，零-shot CoT 通过简单地使用提示“让我们逐步思考！”在各种推理任务中取得了显著的改进。尽管零-shot CoT 取得了成功，但现有的零-shot 提示技术仍局限于单一语言，使得难以推广到其他语言，阻碍了全球发展。在这项工作中，我们引入了跨语言提示（CLP），旨在改进跨语言零-shot CoT 推理。具体而言，CLP 包括两个主要组成部分：（1）跨语言对齐提示和（2）任务特定求解器提示。跨语言对齐提示负责对齐不同语言之间的表示，而任务特定求解器提示用于生成推理任务的最终思维链和结果。此外，我们进一步引入了跨语言自一致提示（CLSP），以在不同语言之间集成不同的推理路径。我们在几个基准测试上进行的实验评估表明，CLP 和 CLSP 显著优于现有的提示方法，并取得了最先进的性能。我们希望这项工作能激发跨语言 CoT 领域的更多突破。

DDCoT: Duty-Distinct Chain-of-Thought Prompting for Multimodal Reasoning in Language Models

DDCoT：用于语言模型多模态推理的责任独特思维链提示

AI系统的一个长期目标是执行像人类一样的复杂多模态推理。最近，大型语言模型（LLMs）仅通过利用思维链（CoT）模拟人类思维，在语言模态上取得了显著进展，实现了这种多步推理。然而，将这些进展转移到多模态环境中引入了更高级的挑战，包括但不限于对劳动密集型注释的不切实际需求以及在灵活性、泛化能力和可解释性方面的限制。为了唤起多模态环境中的CoT推理，本研究首先对多模态提出的挑战进行了深入分析，并提出了两个关键见解：在多模态CoT推理中“保持批判性思维”和“让每个人做好自己的工作”。此外，本研究提出了一种新颖的DDCoT提示，通过负空间提示保持批判态度，并通过首先将LLMs的推理责任分为推理和识别，然后将视觉模型的视觉识别能力整合到联合推理过程中，将多模态整合到推理过程中。DDCoT生成的理由不仅提高了大型和小型语言模型在零-shot提示和微调学习中的推理能力，明显优于最先进方法，而且展现出令人印象深刻的泛化能力和可解释性。

Plan-and-Solve Prompting: Improving Zero-Shot Chain-of-Thought  
Reasoning by Large Language Models

计划与解决提示：通过大型语言模型改进零-shot思维链推理

大型语言模型（LLMs）最近在各种自然语言处理任务中展现出令人印象深刻的性能。为了解决多步推理任务，少轮思维链（CoT）提示包括少量手工制作的逐步推理演示，使LLMs能够显式生成推理步骤并提高其推理任务的准确性。为了消除手动工作，零-shot CoT 将目标问题陈述与“让我们逐步思考”连接起来作为LLMs的输入提示。尽管零-shot CoT 取得了成功，但仍存在三个缺陷：计算错误、缺失步骤错误和语义误解错误。为了解决缺失步骤错误，我们提出了计划与解决（PS）提示。它由两个组件组成：首先，制定计划将整个任务分解为较小的子任务，然后根据计划执行子任务。为了解决计算错误并提高生成推理步骤的质量，我们通过更详细的说明扩展了PS提示，并推导出PS+提示。我们在三个推理问题的十个数据集上评估了我们提出的提示策略。在GPT-3上的实验结果表明，我们提出的零-shot提示在所有数据集上都明显优于零-shot CoT，与零-shot-Program-of-Thought提示相当或超过，并在数学推理问题上与8-shot CoT提示具有可比的性能。