基于硅基流动 API 的 CoT 提示优化实验

学号	姓名
3220103450	姜雨童

1. Project Introduction

1-1 选题

提示微调 (Prompt Tuning) 是自然语言处理中的创新方法,通过设计特定输入模板或可学习嵌入向量,引导预训练语言模型适配下游任务。

本次实验承接上个实验,聚焦于思维链 (Chain-of-Thought, CoT) 推理场景中的提示优化,探索如何通过改进提示设计提升模型推理性能。

1-2 工作简介

实验基于硅基流动 API 平台,使用 Qwen/QwQ-32B 大语言模型,在 GSM8K(数学推理)和 CommonsenseQA(常识问答)两个数据集上,对比传统 CoT 提示与优化后的"答案前置"提示方法,评估不同提示策略对模型推理性能的影响。

1-3 开发环境及系统运行要求

- 软件环境: Python 3.9, 主要依赖库: openai, pandas, re, httpx, tqdm
- API 平台: 硅基流动 API (SIGFLOW)
- 硬件环境: 通过 API 调用云端 Qwen/QwQ-32B 模型资源
- 数据集: GSM8K (数学问题集) 、CommonsenseQA (常识问答集)

2. Technical Details

2-1 理论知识

思维链 (CoT) 推理: 通过引导模型生成中间推理步骤,提升复杂问题的解决能力。核心思想是将问题分解为多步推理过程,模拟人类解题思维。

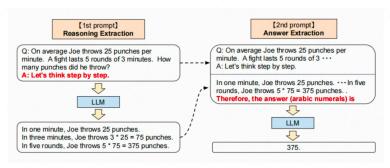


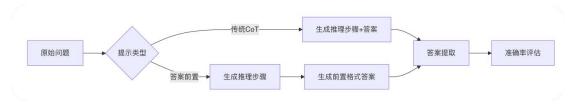
图 1: CoT 过程

答案前置提示优化: 在传统 CoT 基础上,要求模型将最终答案放置在响应开头并用特定格式标记(如[答案])。这种方法:

- (1) 提高答案提取的准确性和效率;
- (2) 减少模型在答案后附加无关解释导致的干扰;
- (3) 增强模型输出的结构化程度等。

2-2 具体算法

CoT 的核心在于两阶段提示设计,因此实验采用两步推理法来对比"传统 CoT"和"答案前置"在其中的推理准确性(实际实验中分成 version1/2 两版代码):



而 CoT 推理针对不同类型的问题存在不同的算法:

2-2-1 算数问题推理

在算术问题中, CoT 技术尤其擅长处理多步计算任务。以 GSM8K 数据集中的典型问题为例:

问题: 一个园丁有 24 朵花, 他平均分给 4 个孩子, 每个孩子得到多少朵花? 传统方法可能直接输出答案"6", 而 CoT 推理则展示完整过程:

- 问题解析: 识别关键数字 (24 朵花, 4 个孩子);
- 操作确定: 确认需使用除法运算;
- 计算执行: $24 \div 4 = 6$;
- 答案生成:每个孩子得到6朵花。

这种分步推理不仅提高准确性(实验显示提升 3-5%),还能暴露潜在错误。例如当模型错误地先做减法再做乘法(24-4=20,20×3=60),我们能清晰定位到运算顺序误解。

2-2-2 常识问题推理

对于 CommonsenseQA 等常识推理任务, CoT 技术通过显式连接背景知识与问题语境来提升表现:

问题: 下雨时应该带什么出门? 选项: A.雨伞 B.太阳镜 C.扇子 CoT 推理过程:

- 情境分析: 识别"下雨"的核心特征 (水从天空落下)
- 功能映射: 雨伞->防雨, 太阳镜->防晒, 扇子->降温
- 逻辑排除: 排除与情境不匹配的选项 (B、C)
- 答案确定: 选择最符合情境的 A

这种结构化推理有效解决了常识任务中的歧义问题、提高了回答准确率。

2-3 技术细节

2-3-1 基础库函数

- OpenAI 客户端库: 提供与硅基流动 API 交互的接口

```
from openai import OpenAI
client = OpenAI(api_key=SIGFLOW_API_KEY, base_url=SIGFLOW_BASE_URL)
response = client.chat.completions.create(
    model="Qwen/QwQ-32B",
    messages=[...],
    temperature=0.7,
    max_tokens=20480
)
```

- Pandas 数据处理库: 高效加载和处理数据集

```
import pandas as pd

df = pd.read_parquet(GSM8K_PATH) # 读取GSM8K数据集

inputs = df['question'].tolist() # 提取问题列表
```

- 正则表达式库 (re): 实现文本模式匹配与答案提取

```
import re
# 匹配前置答案格式
bracket_match = re.search(r'^\[([^\]]+)\]', prediction)
# 提取所有数字
numbers = re.findall(r'\d+', prediction)
```

2-3-2 核心代码实现

答案前置提示模板:

```
if dataset_type == "gsm8k":
    answer_prompt = "请将最终答案 (阿拉伯数字) 放在回答的最开头,格式为[答案]。例如: [42]"
else:
    answer_prompt = "请将最终答案 (选项字母) 放在回答的最开头,格式为[答案]。例如: [A]"
```

答案提取逻辑优化:

```
def extract_answer(prediction, dataset_type):
# 优先提取开头的方括号格式答案
bracket_match = re.search(r'^\[([^\]]+)\]', prediction)
if bracket_match:
    answer_candidate = bracket_match.group(1).strip()
# 验证格式有效性
if dataset_type == "gsm8k" and re.match(r'^\d+$', answer_candidate):
    return answer_candidate
# ...其他验证逻辑
```

其余重要自定义函数:

- CoT 推理函数: cot inference(): 执行两阶段思维链推理
- 答案提取函数: extract answer(): 从模型响应中精确提取答案
- 数据集评估函数: evaluate_dataset(): 端到端评估模型在数据集上的表现

3. Experiment Results

3-1 实验过程

3-1-1 传统 CoT (version1.py)

运行代码,成功连接 API 后开始推理并打印输出信息:

中途输出针对 GSM8K 的推理准确度 (由于 api 调用频繁导致的限制等,这里推理准确度非常低):

```
问题 50/50:
问题 10/50:
问题 10
```

开始推理常识性问题(这里只采样了5个样本作为程序正确性的测试):

最后输出实验准确性总结(同理,这里只采样了一个数学计算问题,因此这里给出的准确性不正确):

```
COMMONSENSEQA 数据集评估结果:
样本数量:5
正确数量:2
准确率:40.00%
实验总结:
GSMBK准确率:100.00%
CommonsenseQA准确率:40.00%
jyt555deMacBook-Pro:2025-lab4 rainy$■
```

3-1-2 答案前置 (version2.py)

由于使用的 qwen 是中文大模型,这一版代码将提示词全部改为中文,并做出了答案以特定格式前置的要求。运行代码:

```
jyt555deMacBook-Pro:2025-lab4 rainy$ python3 mine.py 测试API选接...
API选择拨功!

开始评估 6548K 数据集(5个样本)...
处理问题: 0%|
问题 1/5:
问题: Janet's ducks lay 16 eggs per day. She eats three for breakfast every morning and bakes muffins for her friends every day with four. She sells the rem ainder at the farmers' market daily for $2 per fresh duck egg. How much in dollars does she make every day at the farmers' market?
模型输出:

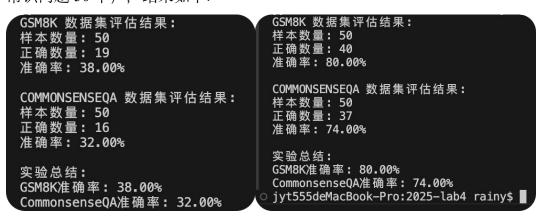
[18]
Janet每天获得16枚鸡蛋。她每天消耗3枚用于早餐和4枚用于烘焙,总共消耗3 + 4 = 7枚。剩余可出售的鸡蛋数量为16 - 7 = 9枚。每枚售价$2,因此每日收入为9 × $2 = $18。指数答答案: 18
处理问题: 20%|
问题 2/5:
问题: A robe takes 2 bolts of blue fiber and half that much white fiber. How many bolts in total does it take?
模型输出:

[3]
富子佛帝正蓝色纤维用量为2卷。白色纤维用量是蓝色的一半,即\(\frac{1}{2}\times 2 = 1\)卷。总用量为\(\((2 + 1 = 3\))卷。提取的答案: 3
处理问题: 40%|
```

可以直观感受到模型推理的准确性提高了很多。针对常识问题的推理也是一样:

3-1-3 结果对比

调整输出提示信息格式后,分别对两版代码采样 100 个问题 (数学问题 50 个,常识问题 50 个),结果如下:



(左图 version1-传统 CoT;右图 version2-答案前置)

3-2 结果分析

根据实验结果,不加任何修改的 CoT 推理准确率较低;而通过答案前置等方式能够有效提高推理准确率。

通过过程输出的提示信息,推理准确度较低的原因可能有以下几点:

1. API 调用频繁、网络/API 连接不稳定等原因导致的 API 调用失败, 在经过多次尝试且超时后, 直接略过该题目, 导致该题推理出错:

2. 读取 token 的限制: token 数过小时,程序不能获得大语言模型完整的输出,而传统 CoT 在推理数学问题时选择提取 token 中最后一个数字作为答案,因此非完整的输出直接导致了提取到的答案错误,即使大语言模型给出了正确的答案:

```
问题 9/50:
问题: John drives for 3 hours at a speed of 60 mph and then turns around because he realizes he forgot something very important at home
me in 4 hours but spends the first 2 hours in standstill traffic. He spends the next half—hour driving at a speed of 30mph, before bei
remaining time of the 4 hours going at 80 mph. How far is he from home at the end of those 4 hours?
楼型输出: API请求失败: Error code: 400 — {'code': 20015, 'message': 'max_tokens: Must be less than or equal to 32768', 'data': None}
板型输出: 45
```

3. 题库自身题目可能存在一定问题,例如下面这题根据题干只能排除 CDE 三个选项,并不能真正判断答案是 A 还是 B (二者皆有道理)。根据输出 token 来看,大语言模型也在 A 和 B 选项中抉择,最终错误判断答案为 B:

```
问题:75 locate a choker not located in a jewelry box or boutique where would you go? 选项如下: {'label': array(['A', 'B', 'C', 'D', 'E'], dtype=object), 't ext': array(['jewelry store', 'neck', 'jewlery box', 'jewelry box', 'boutique'], dtype=object)}
模型输出:
[B]
问题要求寻找不在首饰盒或精品店的choker位置、排除选项C (拼写错误的首饰盒)、D (首饰盒)、E (精品店)后,剩下A (珠宝店)和B (颈部)。珠宝店是销售场所而非存放位置,而choker作为贴颈项链,最可能偏戴在颈部(neck),故选B。
[答案]
[B]
提取的答案: B
标签答案: A
处理问题: 60%
```

References:

1 API 调用接口: 创建文本对话请求 - SiliconFlow

2 一文读懂: 思维链 CoT (Chain of Thought)

附录-关于报告在 ddl 后上交的说明:

最开始仍旧试图使用华为云的 mindspore 平台,但是代金券不够了,因此在五月底的时候向助教申请了新的代金券。由于此前下发代金券的时候平台有短信提示,因此在没收到短信的时候一直没想到登录平台查看代金券,后来时间比较久了才登录平台查看,最后发现这次发的短信被归到垃圾短信里拦截了,因此我发现代金券下发的时间比它实际下发的时间迟了很多。

而在 mindspore 运行的时候发现推理速度非常慢,而且一不小心中断了就得重新开始,耗时过久,因此转而选择了调用"硅基流动"的 api。而实验过程中又发现 api 调用过于频繁时会被锁定,因此延长了代码中 api 调用间隔时间,最终导致实验耗时较久,拖延 ddl 较久。