

基于大型语言模型驱动的本体演化机制研究

廖光忠^{1,2}, 方 锤^{1,2}, 陆晨阳^{1,2}, 顾进广^{1,2}

(1. 武汉科技大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430065;

2. 湖北省智能信息处理与实时工业系统重点实验室, 湖北 武汉 430065)

摘要: 在本体演化过程中, 尽管领域专家的参与至关重要, 但也同时存在着知识局限、成本高昂、效率低下等问题。为此, 该文提出了一种利用大语言模型来指导本体演化的方法, 旨在降低本体演化过程对领域专家的依赖。方案共设计六种提示范式: 二元决策完型范式、二元决策前缀范式、多元决策完型范式、多元决策前缀范式、整体输入范式、分步输入范式。通过四种方式(二元决策、多元决策、完整输入和分步输入)将待删除的实体三元组等信息输入到大模型中, 根据模型输出结果重新构建本体, 比较本体演化前后的结构相似率来衡量模型效果。研究使用了 ChatGPT-V3.5 和 Llama-7B 两种模型, 并对民航客服本体(CACSO)、天气预测本体(SENSOR)和中文糖尿病本体(CDMO)三个领域的数据集进行了零样本实验。实验结果表明, 与传统的专家驱动方法相比, 基于大语言模型的本体演化方法显著提升了效率, 降低了对专家资源的依赖, 验证了大语言模型在本体演化中的可行性, 为本体演化领域提供了一种创新的智能化决策方法。

关键词: 本体; 本体演化; 提示工程; 范式; 大型语言模型

中图分类号: TP311.1

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2025)07-0117-08

doi: 10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2025.0047

Research on Ontology Evolution Mechanism Driven by Large Language Models

LIAO Guang-zhong^{1,2}, FANG Chui^{1,2}, LU Chen-yang^{1,2}, GU Jin-guang^{1,2}

(1. School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Science and Technology,
Wuhan 430065, China;

2. Hubei Province Key Laboratory of Intelligent Information Processing and Real-time Industrial,
Wuhan 430065, China)

Abstract: In the ontology evolution process, although the involvement of domain experts is crucial, it also presents challenges such as knowledge limitations, high costs, and low efficiency. To address these issues, we propose a approach that utilizes large language models to guide ontology evolution, aiming to reduce the dependency on domain experts. The method designs a total of six prompting paradigms: binary decision cloze paradigm, binary decision prefix paradigm, multivariate decision cloze paradigm, multivariate decision prefix paradigm, disposable input paradigm and step-by-step input paradigm. Information such as entity triples to be deleted is input into the large model through four methods (binary decision, multivariate decision, disposable input, and step-by-step input). The ontology is then reconstructed based on the model outputs, and the structural similarity between pre- and post-evolution ontologies is compared to evaluate the model's performance. We employ two models, ChatGPT-V3.5 and Llama-7B, and conduct zero-shot experiments on datasets from three domains: Civil Aviation Customer Service Ontology (CACSO), Weather Forecast Ontology (SENSOR), and Chinese Diabetes Mellitus Ontology (CDMO). The experimental results demonstrate that compared to traditional expert-driven methods, the large language model-based approach significantly enhances efficiency, reduces reliance on expert resources, and validates the feasibility of large language models in ontology evolution, providing an innovative and intelligent decision-making method for the field.

Key words: ontology; ontology evolution; prompt engineering; paradigm; large language models

收稿日期: 2024-11-01

修回日期: 2025-03-06

基金项目: 武汉市知识创新专项-曙光计划项目(2023010201020409)

作者简介: 廖光忠(1969-), 男, 硕士, 副教授, CCF 会员(E4235M), 研究方向为物联网技术、信息安全; 通信作者: 顾进广(1974-), 男, 教授, 博士, CCF 杰出会员(05460D), 研究方向为语义网与知识图谱。

0 引言

在语义 Web 的框架下,本体是核心组件之一,扮演着至关重要的角色。本体是对领域内概念及其关系的正式表述^[1],为领域知识的表达、共享和理解提供了基础。然而,随着语义网的不断发展,领域知识也在不断更新和变化。因此,本体演化的研究变得尤为重要。这一领域通过更新领域知识、适应动态场景、优化推理与决策,确保系统与现实一致性,对语义网和智能系统的持续优化具有重要意义^[2]。

本体工程和演化通常都需要领域专家的高度参与^[3]。领域专家能够为演化过程提供有价值的见解,预见概念变更可能带来的连锁反应,并帮助确定最佳的演化路径。Stojanovic 等人^[4]提出一种用户驱动的本体演化管理方法,强调领域专家在全程中的持续参与,要求变化前生成详细的影响列表,由专家根据经验选择策略。Konstantinos I. Kotis 等人^[5]则着重于外在需求和各参与者,如本体工程师和用户的重要性,指出知识工程师和领域专家在本体演化各阶段的积极参与是普遍要求。

然而,传统方法依赖手工规范,不仅效率低下、成本高昂,还容易出错,因此探索更智能、更高效的决策支持方法显得尤为重要。随着大型语言模型的出现,在许多自然语言处理(NLP)下游任务中取得了令人印象深刻的结果。在本体匹配和检索领域,预训练语言模型就已经展现出卓越的性能。以 BERTMap^[6]为例,该模型通过微调预训练的语言模型(PLM),结合从原始本体以及潜在给定映射中抽取的同义词对,实现了概念等价分数、词汇匹配分数及映射推理的高效融合。Sven Hertling 等人^[7]提出了 OLaLa 模型,旨在利用大语言模型的能力结合为其设计提示词,从本体匹配的候选项筛选出正确的结果。这种方法不仅提高了大型语言模型在本体匹配任务中的准确性,同时也显著提升了其效率。H. Babaei Giglou 等人^[8]通过引入提示工程方法,为大语言模型在本体构建的三个核心子任务中设计了相应的任务提示范式,这些子任务包括从语料库中识别和提取专业领域术语、揭示术语类型间的分类关系以及发掘术语类型间的非分类关系。同时,Chao Feng 等人^[9]提出了一种被称为知识求解器(KSL)的范式,旨在利用大语言模型强大的泛化能力,从外部知识库中检索基础知识。通过将检索任务转化为多跳决策序列,这种方法使得大语言模型以零样本的方式搜索知识能力,并提供更为完整的检索路径。大语言模型在许多自然语言处理下游任务中取得了优秀的结果,展现了其在处理复杂的语义关系和知识获取任务方面的卓越能力,这为大语言模型在本体演化领域的应用提供了可能。

针对本体演化过程对领域专家的依赖问题,该文提出了一种利用大语言模型指导本体演化过程的方案。采用提示工程方法,设计并提出了六个不同的提示范式,涵盖了二元决策、多元决策、完整输入和分步输入四种输入方式。通过零样本的方式,对 ChatGPT-V3.5 和 Llama-7B 两个不同规模的大语言模型在民航客服本体(CACSO)、天气预测本体(SENSOR)以及中文糖尿病本体(CDMO)三个不同领域的数据集上的效果进行了评估。实验结果证明了大语言模型指导本体演化过程的可行性,为本体演化领域提供了一种更为智能、高效的决策支持方法。

1 相关工作

1.1 本体演化的传统方法

在领域知识快速变化的背景下,本体演化在语义网络和知识图谱的应用中至关重要。传统方法大多依赖领域专家的知识 and 判断,例如, Noy 等人^[10]提出了本体演化的基本策略(增量更新和用户参与等),确保演化过程中知识的逐步更新和一致性维护,然而这些策略还是依赖领域专家来识别和解决语义冲突,以及进行本体更新的判断。Klein 等人^[11]讨论了本体版本控制在本体管理中的重要性,并提出了一种在本体管理框架中处理版本控制的策略,聚焦于如何通过版本控制机制跟踪本体的变化,确保在多个本体版本之间进行一致性验证。这些方法或者依靠手动版本控制,或者依赖人工维护更新,对于频繁的知识更新不够高效,无法很好地适应动态、实时更新的需求。

为了应对这类问题,自动化推理技术逐步被引入。例如,Haase 等人^[12]开发了一种基于逻辑推理的自动化本体演化方法,通过定义解析函数来确保语义和逻辑的一致性,能够在一定程度上减少专家的干预,提升演化效率。Plessers 等人^[13]提出了一种变化检测方法,通过自动化工具来识别和分析本体中的变化,并设计一种语义影响分析框架来评估某个变化对本体整体语义结构的影响。自动化的本体演化工具逐渐发展起来,主要依赖于基于规则的系统 and 推理引擎。这些系统通常通过预定义的规则集进行推理,以辅助本体更新。然而,问题在于,规则集的制定本身仍然依赖于专家的参与,难以完全实现自主演化,并且在复杂的语义场景中,推理机制可能无法完全保证语义的一致性。新的知识引入或规则变化也需要手动更新推理系统的规则集,这会导致知识更新与推理机制之间存在滞后性。

1.2 模型在本体中的应用

面对这些挑战,研究者们开始探索如何利用机器学习 and 语言模型进行自动化的本体构建 and 演化。例

如, Saeedizade 等人^[14]设计了一种基于大语言模型(LLMs)的工具,能够在本体开发的过程中利用LLMs生成建议,这些建议包括概念识别、关系定义和实例生成,大大减轻了开发者的负担。LLMs还可以通过其推理能力维护本体中的语义一致性,确保新引入的概念和关系不会破坏已有知识的结构和逻辑。Zhang 等人^[15]提出了一种基于对话的本体工程框架(OntoChat),利用语言模型来辅助本体构建和演化的过程。用户可以通过自然语言与系统互动,指导本体的构建、扩展和演化,而不需要具备专门的本体建模技术。Oussaid 等人^[16]通过机器学习算法从用户的意见中提取信息,以丰富现有的本体。其重点是利用用户生成的内容(如产品评价、社交媒体数据等)来动态更新本体,提取新的概念、关系或术语,从而更好地代表领域知识的演变。这种研究适用于用户反馈丰富的领域,旨在基于实时数据调整本体。

然而,上述方法有的需要特定领域的用户参与与反馈,有的没有设计针对模型的提示语。例如本体工程框架(OntoChat)需要用户输入自然语言来指定系统构建和演化本体,Oussaid 等人设计的机器学习算法则需要大量的反馈意见来动态更新本体,存在一定的用户和数据依赖性。针对此问题,该文采用零样本学习,将结构化的语义关系输入到大模型中,依靠大语言模型返回的结果和意见来进行本体的演化。此外,该文还通过精心设计的六种提示工程模式,引导大语言模型处理不同场景中的本体更新任务,涵盖了民航、天气预报、医疗等多个实际应用领域,具有一定的跨领域适应性和泛化能力。

2 方法

2.1 问题定义

本体演化是指随着时间推移,知识表示体系经历的变化、扩展和改进过程。这过程主要包括概念的添加、删除、修改,以及关系的调整 and 属性的更新等。对同一概念进行添加或删除操作所产生的演化代价并不相同。当添加一个概念时,其原有结构不会发生变化,因此演化的结构代价为零。而当一个概念被删除时,会影响与其直接和间接相连的其他概念实体,并使依附于它们的各种功能和服务不可避免地失去依赖,因此该文主要讨论本体演化中删除的情况。

在演化过程中,领域专家借助领域知识选择最合适的演化策略,从而构建出一条演化代价最小的附加演化执行路径。这一过程首先删除特定节点及其相关关系,随后重新构建子类节点和父类节点之间的关系,以最大限度地维护本体的一致性,并保留更多的语义关系。

2.2 LLM 提示设计

将三元组信息按照(Head, Tail, Relationship)模式转换为格式化文本输入到大模型时,考虑到语言模型的输入限制,例如 ChatGPT(V3.5)的最大输入限制是4 096个令牌,而 Llama 的最大输入限制是2 048个令牌。由于这些严格的限制,无法输入过于庞大的本体三元组信息。因此,在处理大型本体数据集时,该文选择包含待删除实体的子集作为实验输入,这样可以在输入中更好地保留大型本体数据集中与待删除节点相关的实体和关系。此外,提示设计工作的输入以中文糖尿病本体模型(部分)为例进行叙述,如图1所示。

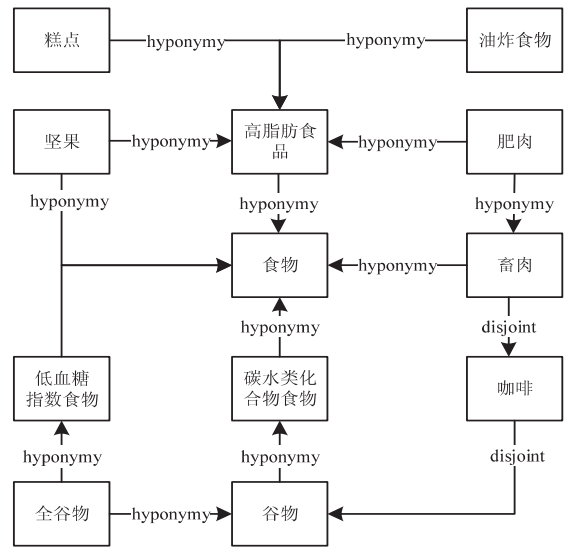


图1 中文糖尿病本体语义关系图模型(部分)

大语言模型在实现决策的过程中主要采用两种方式,分别是二元决策和多元决策。其中,二元决策涉及对一个候选者是否正确的判断,而多元决策则是从一组可能的目标中为一个概念选择最可能的对应关系。提示语主要分为两种类型:完形提示和前缀提示。完形提示要求模型在不完整的句子或段落中填入适当的内容,而前缀提示则根据给定的起始短语生成文本,从而为底层模型提供更多的设计适应性。因此,以这两种决策方式和提示类型为基础,可以构建四种提示范式。两种决策方式如图2所示。

决策的候选项是五种基础语义关系:Hyponymy(上下文关系)、UnionOf(整体部分关系)、Equivalent(概念等价关系)、Disjoint(不交关系)、Domain(定义域值域关系)。参考文献[17]的方法,该文设定语义关系等级和初始权重。鉴于该文重点探讨语言模型指导下的结构性权重变化,需要更精确地计算每个语义关系的权重值。为此,采用了基于 TFOF 的波及效应分析方法^[18],该方法能够更加准确地评估本体演化前后的语义关系权重。

与上述的决策方式不同,整体输入与分步输入会

将本体演化过程视为一个问题,并将其输入到大语言模型中。在这一方法中,不提供预定的候选项,而是主要依赖于大语言模型自身的能力,识别待删除的三元组并判断是否需要添加新的三元组,以此验证大语言模型处理复杂语义关系和知识获取的能力。两种输入方式如图 3 所示。

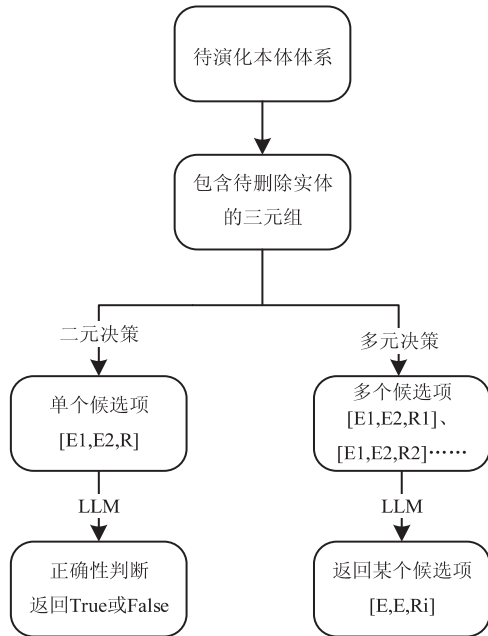


图 2 二元决策与多元决策框架

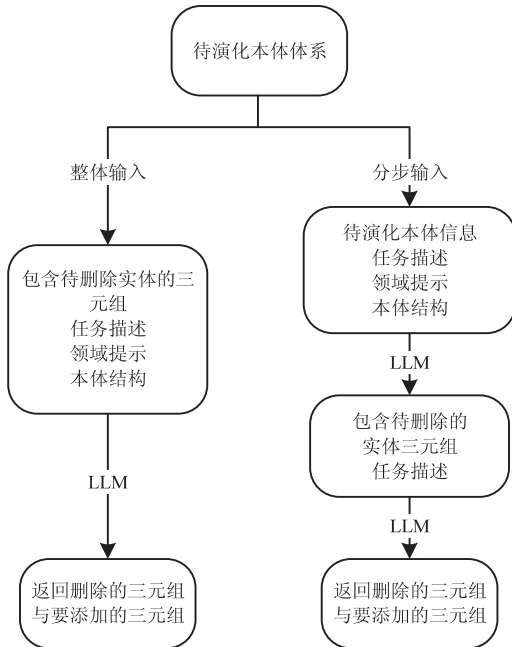


图 3 整体输入与分步输入框架

2.2.1 二元决策

在二元决策的情况下,大型语言模型需要对候选者的正确性进行决策。因此,所设计的二元决策前缀提示范式旨在引导大语言模型对于“父类节点 F 和子类节点 C 之间添加的新关系所形成的三元组”这一陈述进行正确性判断。二元决策完形提示范式如下:

$$f_{C\text{-prompt}}^B(r) := [L], [e_1 | e_2] \text{ is } [R_{\text{semantic}}] [e_1 | e_2] \text{ This statement is } [\text{MASK}] \quad (1)$$

在上述公式中:

L :代表提示性的词汇术语,如领域范围等;

e_1 :代表以待删除实体为终点的三元组中的起点实体;

e_2 :代表以待删除实体为起点的三元组中的终点实体;

R_{semantic} :代表本体中基础的语义关系;

$[\text{MASK}]$:代表期望模型输出为真或假。

其中 L 被定义为本体的领域提示,以图 1 本体为例, L 可以被填充为“食物领域”。

二元决策前缀提示范式重复使用了完形填空提示范式的基础结构,但引入了一个额外的“instruction”句子,并用空白或“?”符号替换特殊的 $[\text{MASK}]$ 标记,具体如下:

$$f_{P\text{-prompt}}^B(r) := [\text{instruction}] + f_{C\text{-prompt}}^B(r) \quad (2)$$

其中,“instruction”被设计为“Identify whether the following statement is true or false:”,更加明确地引导大型语言模型将陈述的争议性判断填充到结尾的空白或“?”符号中,提升模型对于给定语境的准确理解和处理能力。

2.2.2 多元决策

在多元决策的情况下,大语言模型需要从一组可能的候选者中为一个概念选择最可能的对应关系。因此,所设计的多元决策提示范式旨在引导大语言模型发现父类节点和子类节点之间最正确的语义关系。多元决策完形提示范式如下:

$$f_{C\text{-prompt}}^M(e_1, e_2, r) := [L], [R_{\text{MASK}}] [S?] \text{ between } (e_1 \& e_2) \text{ from } [R_{\text{semantic}}] \quad (3)$$

在上述公式中:

L :代表提示性的词汇术语,比如领域范围等;

R_{MASK} :代表期望大语言模型输出的语义关系;

$[S?]$:代表可选的上下文句子;

e_1 :代表以待删除实体为终点的三元组中的起点实体;

e_2 :代表以待删除实体为起点的三元组中的终点实体;

R_{semantic} :代表本体中基础的语义关系,即候选项。

与二元决策相同, L 被定义为本体的领域提示,以图 1 本体模型为例,该提示词可以被填充为“食物领域”。

多元决策前缀提示范式中使用了空白或“?”符号替换特殊的 R_{MASK} 标记,同样在提示之前添加了一个额外

的“instruction”句子,具体如下:

$$f_{P-prompt}^M(e_1, e_2, r) := [\text{instruction}] + f_{C-prompt}^M(e_1, e_2, r) \quad (4)$$

其中,“instruction”被设计为“Perform a sentence completion on the following sentence:”,这有助于引导大型语言模型在填充过程中对给定语境进行语义关系准确的理解和推断。

2.2.3 整体输入

与前文提到的带有候选项的决策方式有所不同,整体输入和分步输入更为依赖于大型语言模型自身的能力。这两种输入方式涉及的任务定义相对开放,其主要任务包括识别待删除的三元组并判断是否需要添加新的三元组。这一设计旨在验证大型语言模型在本体演化过程中处理复杂语义关系和获取知识的能力。整体输入提示范式如下:

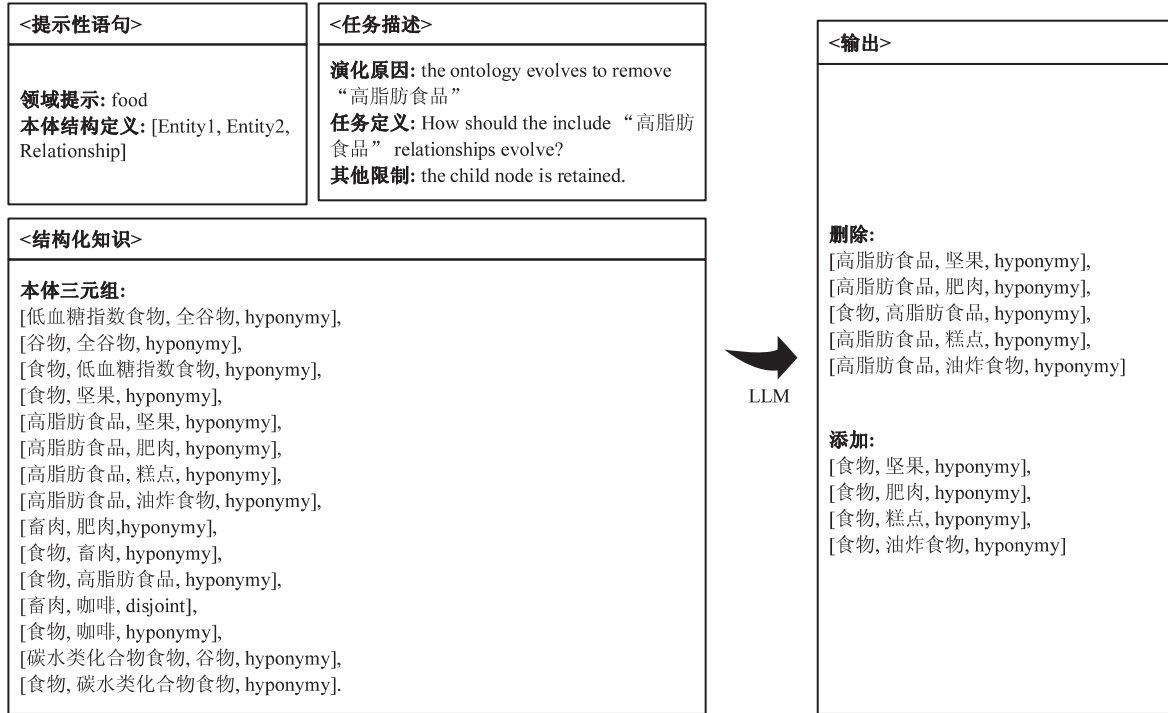


图4 中文糖尿病本体(部分)整体输入示例图

2.2.4 分步输入

分步输入要求大语言模型具备一定的记忆上下文的能力,将整个本体演化任务分解为两步:三元组识别任务和三元组调整任务。

第一步,解决待删除实体识别以及与待删除实体相关三元组识别的任务,其输入包括领域提示、本体定义和三元组发现任务的描述。分步输入提示范式如下:

$$f_{prompt}^{substep-A}(e_1, e_2, r) := [L\&S], [Search][E_{MASK}] \text{ from } [O\&E_{pre-deletion}] \quad (6)$$

在上述公式中:

[L&S]:代表包含提示性的词汇术语的上下文

$$f_{prompt}^{disposable}(O') := [L\&S], [O] \text{ How } [e_1, e_2, r] \text{ evolve, } [condition]? \quad (5)$$

在上述公式中:

O':代表演化后的本体;

[L&S]:代表包含提示性的词汇术语的上下文句子;

O:代表原始本体三元组信息;

[e₁, e₂, r]:代表包含待删除实体的三元组;

[condition]:代表触发本体演化的条件语句。

其中, [L&S] 的主要内容包括两个部分,首先是对领域信息的提示语句,其次是本体结构的明确定义。[condition] 的主要内容是本体发生演化的条件语句,即本体演化发生的原因,以及是由于哪个实体节点删除引起的。以图1本体模型为例,上述范式可表示为图4。

句子;

[Search]:代表识别任务描述;

[E_{MASK}]:代表包含待删除实体的三元组;

[O&E_{pre-deletion}]:代表本体信息和待删除实体信息。

第二步,执行对三元组的调整任务,其输入包括本体演化触发的条件,同时引导大语言模型针对第一步结果中的包含待删除实体的三元组进行调整。具体范式如下:

$$f_{prompt}^{substep-B}(O') := \text{How above } \{e_1, e_2, r\} \text{ evolve. } [conditon]? \quad (7)$$

在上述公式中:

O' :代表演化后的本体;
 $[e_1, e_2, r]$:代表第一步中的结果,包含待删除实体的三元组;
 $[condition]$:代表触发本体演化的条件语句。

与整体输入范式中的其他限制相同, $[condition]$ 中引入了对子节点的保留限制提示,以图1本体模型为例,上述范式可表示为图5。

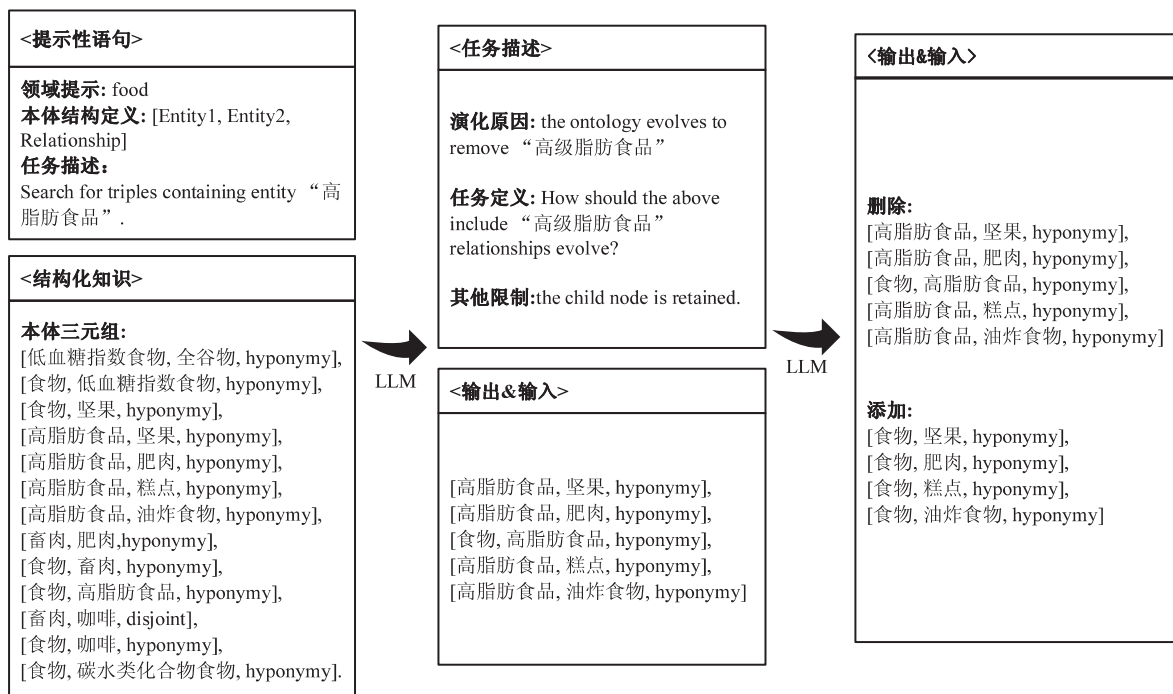


图5 中文糖尿病本体(部分)分步输入示例图

3 实验与结果分析

3.1 模型和数据集

对两种领域无关的大语言模型在本体演化过程中的效果进行了评估,分别是:ChatGPT-V3.5 和 Llama-7B。其中, ChatGPT-3.5 拥有庞大的规模,采用了1 750亿个参数,具备2 048个并行处理单元和96个Transformer模块。相对而言, Llama-7B 规模较小,仅有大约70亿个参数。通过对比不同规模的通用大语言模型,可以更全面地评估它们在本体演化中的效果。

为了全面评估大语言模型在本体演化领域的性能,该文采用不同领域来源的本体知识数据集进行测试。分别是民航客服本体、天气预测本体以及中文糖尿病本体(CDMO)。其中, CACSO 数据集包含各种属性用于描述民航客服服务领域中的各种关系。SENSOR 数据集包含天气状况的描述和气象站的信息等。CACSO 数据集和 SENSOR 数据集用于验证大语言模型在通用常识领域的效果。CDMO 数据集包含糖尿病相关的症状、发病原因等方面的实体信息,用于验证大语言模型在生物医疗领域的效果。数据集信息如表1所示。

考虑到大语言模型存在输入限制,无法输入过于庞大的本体三元组信息,并且当本体所有实体的权重较大时,删除某个实体(演化操作)可能导致演化前后

结构相似率变化不大,因此在输入时选择了与待删除实体节点两跳之内的节点以及相关关系组成的子集作为输入数据集。

表1 本体数据集

数据集	节点数	关系数
CACSO	130	233
SENSOR	134	106
CDMO	3 933	6 386

3.2 评价指标

为了验证大语言模型结合提示范式在本体演化领域的效果,引入了本体演化前后本体结构相似率 R 的评价指标^[19],该指标旨在衡量本体演化后整体结构与演化前的相似程度。结构相似率被定义为演化后所有实体权重与演化前所有实体权重之比。具体计算方法见公式8,其中 $W(e_i)$ 代表实体 e_i 在本体中的结构性权重。

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n W(e_i)}{\sum_{i=1}^n W(e_i)}, e_i \in O, e'_i \in O', i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

在上述公式中:

$\sum_{i=1}^n W(e_i)$:代表演化后所有实体的结构性权重;

$\sum_{i=1}^n W(e_i)$:代表演化前初始状态所有实体的结构性权重。

通过结构相似率,能够了解本体演化后整体结构性变化的程度。如果结构相似率接近于 1,表明本体演化后的结构性变化较小,在演化过程中保持了较高

的相似性;反之意味着本体发生了较大的结构性变化。

3.3 实验结果分析

实验结果如表 2 所示,展示了 ChatGPT-V3.5 与文献[19]在数据集 CACSO、SENSOR、CDMO 上的实验结果,其中最优结果用粗体标识。

表 2 基于 ChatGPT-V3.5 的本体演化前后的结构相似率

数据集	演化操作 (删除节点)	结构相似率						文献[19]
		二元决策		多元决策		整体输入	分步输入	
		f_C^B	f_P^B	f_C^M	f_P^M	$f_{prompt}^{disposable}$	$f_{prompt}^{substep}$	
CACSO	Aircraft	0.923 1	0.911 8	0.928 9	0.926 7	0.854 9	0.862 1	0.906 0
	Airshow	0.890 4	0.907 1	0.904 3	0.911 7	0.844 8	0.853 2	0.923 6
	Consultant	0.912 5	0.898 6	0.900 9	0.898 4	0.847 5	0.842 3	0.908 5
	Snapshot	0.833 2	0.827 1	0.816 7	0.813 2	0.808 3	0.825 9	0.813 7
SENSOR	Nanjing_Station	0.873 9	0.885 8	0.861 7	0.853 6	0.809 1	0.824 7	0.894 1
	Foggy	0.906 9	0.891 7	0.914 3	0.920 4	0.832 5	0.834 8	0.918 0
	Infection	0.938 2	0.941 4	0.923 5	0.924 9	0.852 7	0.863 6	0.936 4
CDMO	Gynecology department	0.949 3	0.944 7	0.955 9	0.952 3	0.888 3	0.892 6	0.941 0
	Skin finding	0.924 7	0.918 4	0.914 7	0.925 9	0.844 8	0.846 0	0.928 0

由于 Llama-7B 模型规模的限制,其对于上下文的记忆能力和对长文本的理解能力不足以处理整体和分步输入任务,因此仅在该模型上进行二元决策和多

元决策任务。表 3 是 Llama-7B 在数据集 CACSO、SENSOR、CDMO 上的实验结果,其中最优结果用粗体展示。

表 3 基于 Llama-7B 的本体演化前后的结构相似率

数据集	演化操作(remove)	结构相似率			
		二元决策		多元决策	
		f_C^B	f_P^B	f_C^M	f_P^M
CACSO	Aircraft	0.814 3	0.806 9	0.821 3	0.812 5
	Airshow	0.848 1	0.852 4	0.839 4	0.842 4
	Consultant	0.807 5	0.812 1	0.826 3	0.821 8
	Snapshot	0.798 4	0.803 4	0.806 7	0.800 7
SENSOR	Nanjing_Station	0.842 1	0.838 3	0.841 6	0.844 7
	Foggy	0.872 3	0.864 6	0.861 1	0.870 7
	Infection	0.901 0	0.897 9	0.903 1	0.902 8
CDMO	Gynecology department	0.887 4	0.890 6	0.875 9	0.877 5
	Skin finding	0.808 4	0.791 0	0.795 8	0.811 0

通过实验数据不难观察到,在三个同领域的数据集上,ChatGPT-V3.5 在本体演化任务中的表现均优于 Llama-7B,且与文献[19]的算法效果相当。ChatGPT-3.5 以其强大的计算能力和复杂的结构以及大量的领域知识训练集,展现了在本体演化过程中的有效性。相较之下,Llama-7B 由于规模较小,其在演化过程中效果不如 ChatGPT-3.5。

实验结果表明,在输入方式上,不论采用完形填空范式还是前缀提示范式,提供候选项的二元决策和多

元决策提示范式均能取得比整体输入和分步输入更好的结果。对于本体中涉及语义关系复杂的节点,其演化操作涉及的节点和关系较多,导致了演化前后平均结构相似率较低。同时,由于复杂的语义关系使得整体输入和分步输入的三元组信息更加繁琐,这对大语言模型的长文本理解能力提出了挑战,也是出现幻觉的主要原因,其中幻觉指生成与用户输入不符、与先前生成的内容矛盾或与已知世界知识不符的内容。

综合而言,大语言模型结合适当的提示范式在指

导本体演化任务中表现出的有效性,能够在一定程度上减轻对领域专家的依赖。

4 结束语

该文提出了一种利用大语言模型指导本体演化过程的方案。实验结果表明,这些大语言模型在处理本体演化任务时表现出良好的性能,尤其是在零样本环境下,能够有效地识别和处理复杂的语义关系,为本体演化领域提供了新的视角和方法论。

尽管验证了大语言模型在本体演化中的潜力,但也存在一些问题。例如,文中未深入分析不同模型在同一任务中效果差异的原因,也未考虑其他更新版本的大型语言模型,这些可能会限制结果的广泛适用性。论文中没有详细探讨领域专家对模型输出的实际反馈,这限制了对模型在实际应用中表现的全面理解,因此,结合领域专家的实际反馈来改进模型的提示和输出是未来本体演化领域的一个重要挑战。此外,将大语言模型与其他知识处理技术(如图谱和知识库)相结合,可能也会进一步增强模型在本体演化任务中的应用效果。同时,大语言模型的决策能力依赖于提示设计的质量,未来的研究可以进一步优化提示工程方法,以提升大语言模型在此领域的应用能力。

参考文献:

- [1] 任飞亮,沈继坤,孙宾宾,等.从文本中构建领域本体技术综述[J].计算机学报,2019,42(3):654-676.
- [2] DA SILVA V T,DOS SANTOS J S,THIAGO R,et al.OWL ontology evolution: understanding and unifying the complex changes[J].The Knowledge Engineering Review,2022,37:e10.
- [3] MATEIU P,GROZA A. Ontology engineering with large language models [C]//2023 25th international symposium on symbolic and numeric algorithms for scientific computing (SYNASC). Nancy:IEEE,2023:226-229.
- [4] STOJANOVIC L,MAEDCHE A,MOTIK B,et al. User-driven ontology evolution management[C]//Knowledge engineering and knowledge management: ontologies and the semantic web: 13th international conference, EKAW 2002. Sigüenza: Springer,2002:285-300.
- [5] KOTIS K I,VOUROS G A,SPILIOTOPOULOS D. Ontology engineering methodologies for the evolution of living and reused ontologies: status, trends, findings and recommendations[J].The Knowledge Engineering Review,2020,35:e4.
- [6] HE Y, CHEN J, ANTONYRAJAH D, et al. BERTMap: a BERT-based ontology alignment system [C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. Palo Alto: AAAI,2022:5684-5691.
- [7] HERTLING S,PAULHEIM H. Olala:ontology matching with large language models [C]//Proceedings of the 12th knowledge capture conference. New York: Association for Computing Machinery,2023:131-139.
- [8] GIGLOU H B,D'SOUZA J,AUER S. LLMs4OL: large language models for ontology learning [C]//International semantic web conference. Cham: Springer,2023:408-427.
- [9] FENG C,ZHANG X,FEI Z. Knowledge solver: teaching llms to search for domain knowledge from knowledge graphs [J]. arXiv:2309.03118,2023.
- [10] NOY N F,KLEIN M. Ontology evolution: Not the same as schema evolution [J]. Knowledge and Information Systems,2004,6:428-440.
- [11] KLEIN M C A,FENSEL D. Ontology versioning on the semantic web [C]//Proceedings of the first international conference on semantic web working. Aachen: [s. n.],2001:75-91.
- [12] HAASE P,VAN HARMELEN F,HUANG Z, et al. A framework for handling inconsistency in changing ontologies [C]//The semantic web - ISWC 2005: 4th international semantic web conference, ISWC 2005. Galway: Springer,2005:353-367.
- [13] PLESSERS P,DE TROYER O,CASTELEYN S. Understanding ontology evolution: a change detection approach [J]. Journal of Web Semantics,2007,5(1):39-49.
- [14] SAEEDIZADE M J,BLOMQUIST E. Navigating ontology development with large language models [C]//European semantic web conference. Cham: Springer,2024:143-161.
- [15] ZHANG B,CARRIERO V A,SCHREIBERHUBER K, et al. OntoChat: a framework for conversational ontology engineering using language models [J]. arXiv:2403.05921,2024.
- [16] OUSSAID M,BOUARAB-DAHMANI F. Ontology enrichment from opinions using machine learning algorithms [J]. International Journal of Information Technology,2024(8):1-11.
- [17] 张祥,李星,温韵清,等.语义网虚拟本体构建[J].东南大学学报:自然科学版,2015,45(4):652-656.
- [18] 陈晶,刘钊,顾进广,等.本体演化中基于TFOF的波及效应分析[J].武汉大学学报:理学版,2020,66(2):197-204.
- [19] 陆晨阳,袁嵩,高峰,等.一种可降低结构性变化的本体演化算法[J].计算机技术与发展,2024,34(6):45-52.