

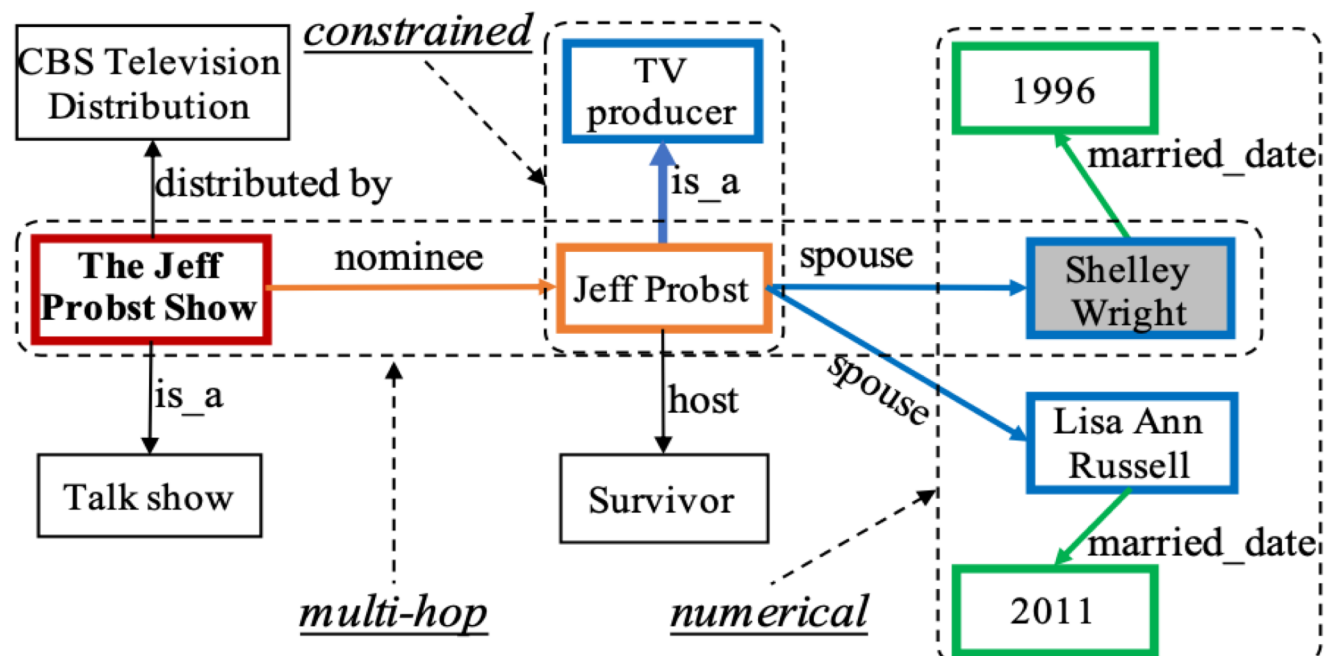
# A Survey on Complex Knowledge Base Question Answering: Methods, Challenges and Solutions

Yunshi Lan<sup>1\*</sup> , Gaole He<sup>2,3\*</sup> , Jinhao Jiang<sup>4</sup> , Jing Jiang  
Wayne Xin Zhao<sup>3,4†</sup> and Ji-Rong Wen<sup>2,3,4</sup>

arXiv 2021

# Motivation

- 以前的综述文章仅从技术的角度提供了方法的总体视图，更多地关注电子商务领域的应用场景。与这些调查不同，我们的工作试图确定以前研究中遇到的**挑战**，并以全面和有条理的方式广泛讨论现有的**解决方案**。



基于语义解析 (SP-based) 的方法和基于信息检索 (IR-based) 的方法

# Challenge

- 现有的基于语义解析的方法并**不能覆盖各种复杂的查询**（如多条推理，约束关系和数值运算），同样，基于信息检索的方法**无法回答复杂的查询**，因为它们的排序是在没有可追溯推理的小范围实体上执行的。
- 在复杂问题中更多的关系和主语表明需要一个巨大的**搜索空间**来解析问题，这将极大**增加计算成本**。与此同时，更多的关系和主题将阻止基于信息检索的方法检索所有相关实体去排序
- 两种方法都将**问题理解**视为首要步骤。当问题在语义和句法方面都变得复杂时，需要模型具有强大的**自然语言理解**和**泛化能力**。
- 对于复杂问题，标记**通往答案的真实路径**的成本很高。一般只提供问答对。这使得模型需要在没有标注正确逻辑形式和推理路径的情况下进行训练

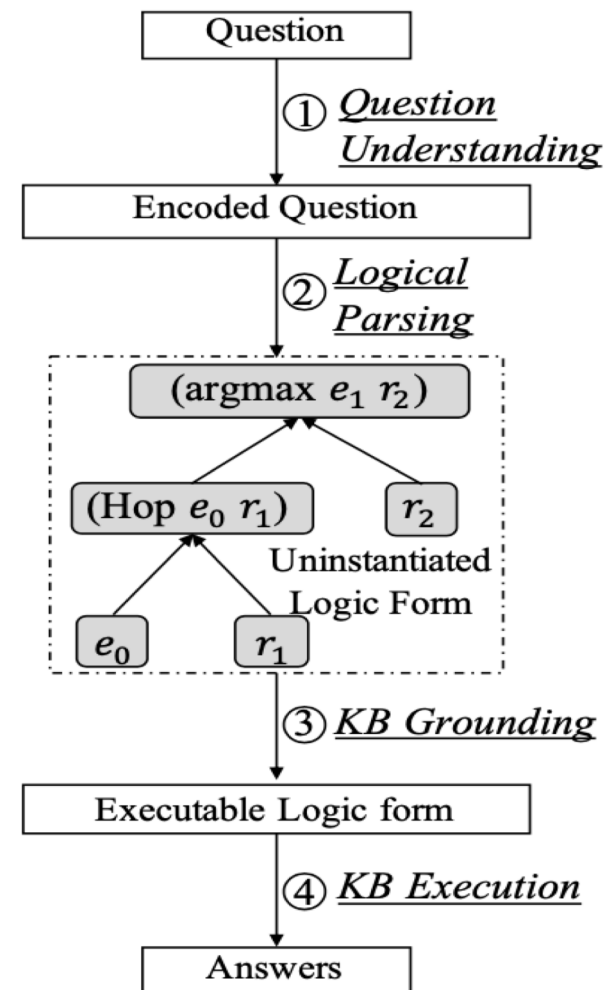
# Semantic Parsing-based Methods.

1.通过问题理解模块理解问题语句，即进行语义和句法分析，并获得一个编码后的问题，用于后续的解析步骤。

2.使用逻辑解析模块将编码问题转换为未实例化的逻辑形式

3.为了针对 KB 执行，逻辑形式通过 KB 接地对结构化 KB 进行一些语义对齐来进一步实例化和验证。

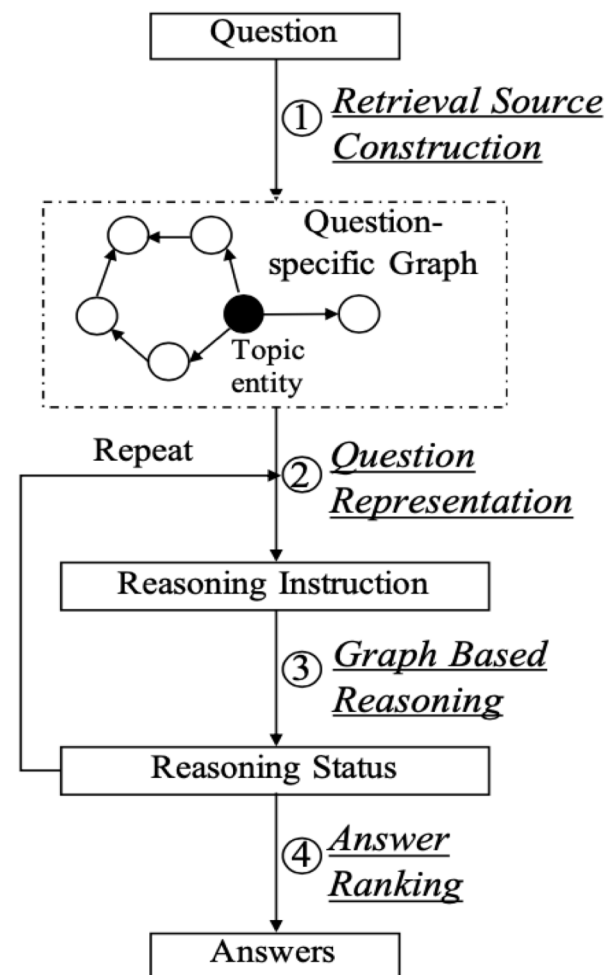
4.最终，解析后的逻辑形式通过 KB 执行模块针对 KB 执行以生成预测答案。



**SP based-methods**

# Information Retrieval-based Methods

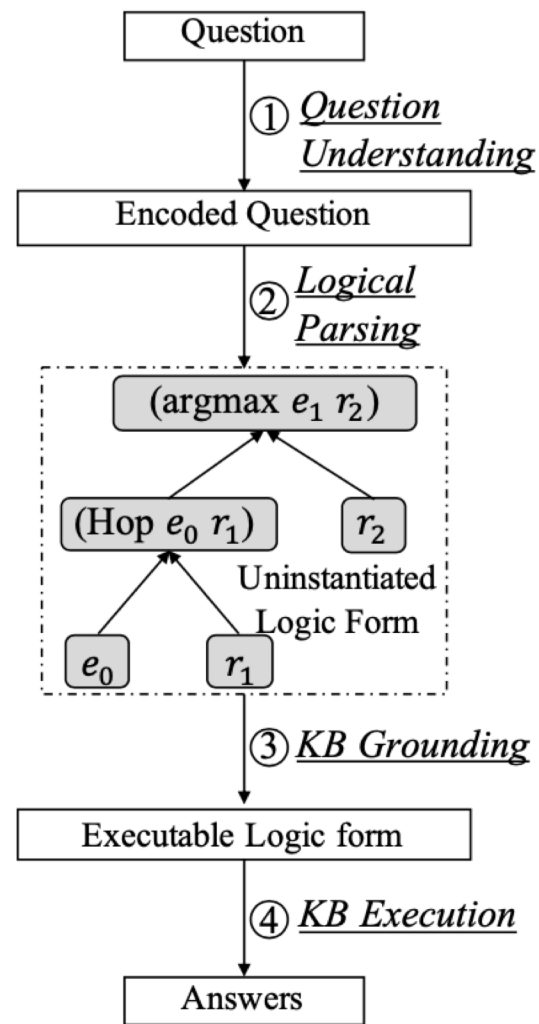
1. 首先从 KB 中提取特定问题的图。理想情况下，该图包括所有与问题相关的实体和关系，分别作为节点和边。
2. 系统通过问题表示模块对输入问题进行编码。该模块分析问题的语义并输出推理指令
3. 基于图的推理模块通过基于向量的计算进行语义匹配，以传播并聚合图中相邻实体的信息
4. 答案排序模块用于根据推理结束时的推理状态对图中的实体进行排序。排名靠前的实体被预测为问题的答案。



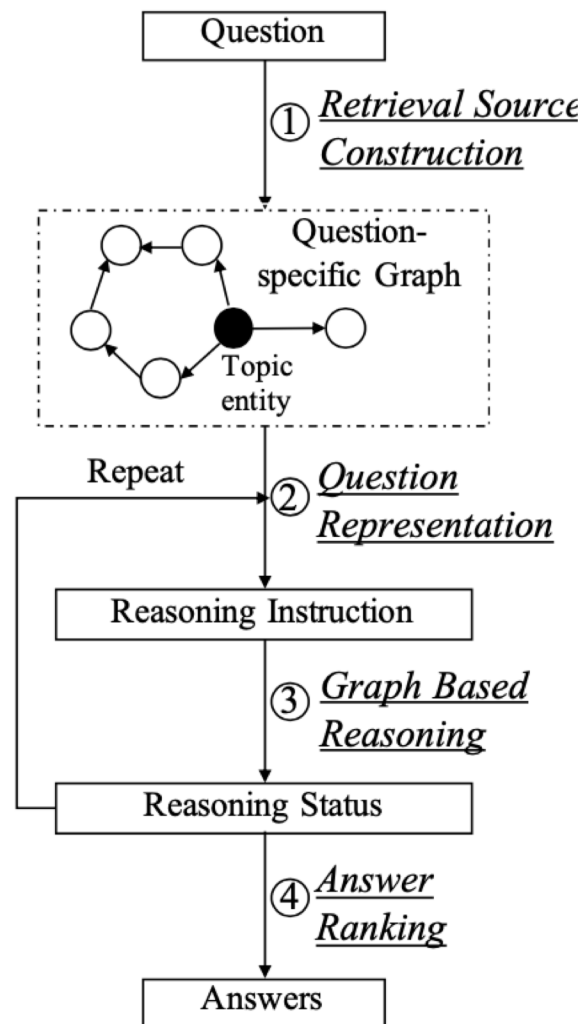
**IR based-methods**

# Pros and Cons

- 基于SP的方法通过生成表达逻辑形式产生更具有可解释性的推理过程，但是他们严重依赖**逻辑形式和解析算法**的设计。
- 基于IR的方法适合目前流行的**端到端**模型，并使基于 IR 的方法更易于训练。然而，推理模型的**黑盒风格**使得中间推理难以解释。



## SP based-methods



## IR based-methods

# SP-based methods challenges and solutions

- 挑战1：

当问题在语义和句法方面都很复杂时，问题的理解变得更加困难

- 解决：

- 利用基于骨架的解析来获取复杂问题的主干（最新的句法解析器）
- 利用逻辑形式的结构属性（例如树结构或图结构）对候选解析进行排名

- 挑战2：

在解析复杂问题中，逻辑解析必须涵盖复杂问题的多种查询类型

- 解决：

- 开发了多种表达逻辑形式作为解析目标（1-hop、2-hop 关系和单约束关系）
- 提出的查询图作为表达解析目标。查询图是图结构中 with 知识库模式紧密匹配的一种逻辑形式。

# SP-based methods challenges and solutions

- 挑战3：

由于主语和关系过多导致增加解析的可能搜索空间，从而降低解析效率。

- 解决：

- 将一个复杂的问题分解为多个简单的问题，其中每个问题都被解析为一个简单的逻辑形式
- 一些研究采用了expand-and-rank策略，通过使用beam搜索逻辑形式来缩小搜索空间。

- 挑战4：

逻辑形式的人工标注既昂贵又费力，并且难以训练监督信号弱的方法

- 解决：

- 为了解决训练数据有限或不足的问题，已采用基于强化学习 (RL) 的优化来最大化预期奖励



# IR-based methods challenges and solutions

- 挑战1：

由于知识图谱可能不够完整，提取的与问题相关的图中可能缺少正确的推理路径

- 解决：

- 利用辅助信息丰富知识源（额外的文本语料库，预训练的知识库嵌入）

- 挑战2：

问题表示模块理解问题并生成指导推理过程的指令，获得的静态推理指令不能有效地表示复杂问题的组合语义

- 解决：

- 议使用在推理过程中检索到的信息来更新推理指令
- 通过动态注意机制关注问题的不同部分
- 使用来自图表的上下文信息来增强问题的表示。他们通过在每个推理步骤之后聚合来自主题实体的信息来更新推理指令。

# IR-based methods challenges and solutions

- 挑战3：

通过语义匹配对图进行推理，在图中没有可追溯的推理，这阻碍了推理分析和故障诊断

- 解决：

- 建议在每一跳预测的关系或实体可追溯和可观察。它们从预定义的记忆中输出中间预测（即匹配的关系或实体）作为可解释的推理路径
- 通过精确定位通过相同关系连接的一组实体，构建了一个更密集的超图，模拟了人类的跳跃关系推理并输出顺序关系路径以使推理可解释。

- 挑战4：

逻辑形式的人工标注既昂贵又费力，并且难以训练监督信号弱的方法

- 解决：

- 为了解决训练数据有限或不足的问题，已采用基于强化学习 (RL) 的优化来最大化预期奖励

# Conclusion and Future Directions

## ➤总结

在本文中，我们详细总结了复杂 KBQA 的典型挑战和解决方案。我们介绍了复杂 KBQA 的两种主流方法，即基于语义解析（SP-based）的方法和基于信息检索（IR-based）的方法。然后，我们从这两个类别的角度全面回顾了先进的方法。具体来说，我们解释了他们对典型挑战的解决方案。

## ➤未来方向

- 1.利用用户交互对KBQA系统不断更新迭代
- 2.为 KBQA 设计具有良好可解释性和鲁棒性的方法（防止分布外的情况）
- 3.更通用的知识库

THANKS !