

# Hierarchical Query Graph Generation for Complex Question Answering over Knowledge Graph

## 研究动机

知识图问答旨在通过存储在知识图中的实体之间结构良好的关系信息自动回答自然语言问题。当面临具有组合语义的复杂问题时，查询图生成是一种实用的基于语义分析的方法。但是现有的工作依赖于覆盖范围有限的启发式规则，这使得它们在更复杂的问题上不切实际，有以下两个挑战

挑战1：复杂的语义结构。有些问题具有复杂的语义结构，无法用现有方法生成的查询图来表示，比如

(1) 未连接的答案节点。(2) 各种聚合函数。(3) 逻辑分离语义

挑战2。监督不力的培训。考虑到细粒度注释的成本，为每个问题精确标记gold查询图是不切实际的，并且只有最终答案被标记为弱监督。

为了克服上述挑战，我们提出了一个导演-演员-评论家框架，并利用马尔可夫决策过程（MDP）上的选项将查询图生成表述为一个分层决策问题

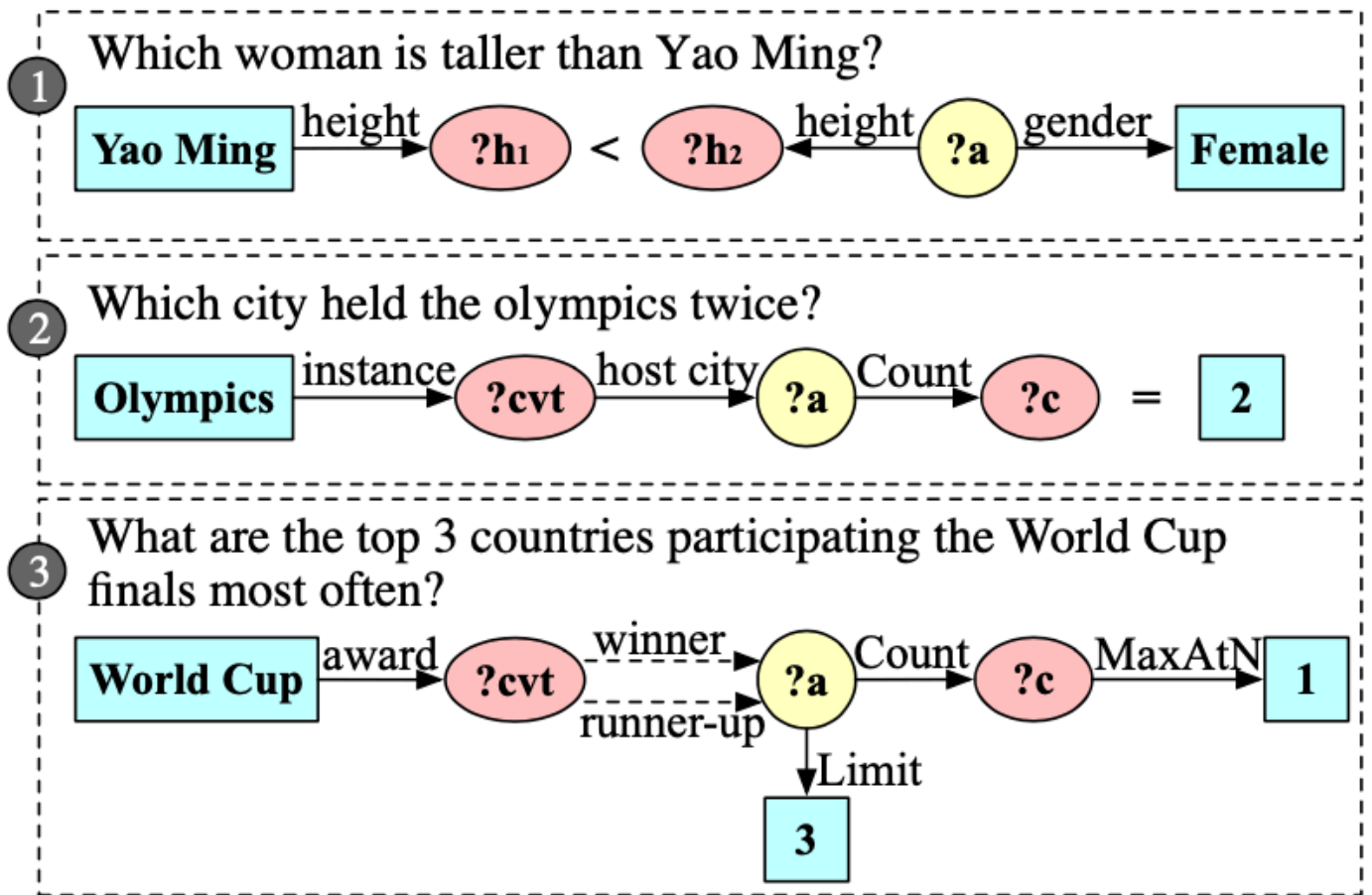
## 研究贡献

•我们提出了一个新的框架，将查询图生成表述为一个分层决策问题，克服了复杂语义结构的挑战；•我们利用具有内在动机的分层RL从弱监督中进行培训，并利用预培训和课程学习来加速培训过程；•我们通过对广泛使用的基准数据集进行广泛的实验和仔细消融研究，证明了拟议框架的有效性。

## 研究内容

我们提出了一个导演-演员-评论家框架，并利用马尔可夫决策过程（MDP）[40, 41]上的选项将查询图生成表述为一个分层决策问题。在我们的公式中，查询图中的三元组分为不同的类别，以表示问题的不同语义信息。在特定的时间步，导演选择一个高级动作（选项），以确定需要生成哪类三元组。然后，参与者选择一系列低级动作（原始动作）逐步生成相应的三元组，评论家计算新生成的三元组和给定问题之间的语义分数。在这个框架内，不需要将答案节点限制为以主题实体为中心的子图。三元组、功能操作和逻辑连接类型由可训练模型而不是启发式规则生成。

为了从弱监督中训练，我们将提出的框架基于具有内在动机的分层强化学习[21, 37]。具体来说，导演通过外部环境提供的外在奖励信号获得奖励，演员通过评论家计算的内在动机获得奖励。有了这个策略，我们的模型可以在端到端人工神经网络中训练。与DQN[28]和强化算法[43]等典型的平面RL方法相比，我们的策略有助于缓解由长决策轨迹引起的信用分配问题。同时，来自随机初始化策略的样本通常获得较小的回报，导致初始阶段的训练过程较慢。为了在相当大的状态-动作空间中提高搜索效率，受AlphaGo[36]的启发，我们使用以前工作中手工制作的规则生成的高回报查询图来预训练批评者。基于这些高回报轨迹，我们利用课程学习[6]在查询图生成过程中根据问题的复杂性逐步训练导演和演员。



## 研究结论

在本文中，我们提出了一种分层查询图生成框架，即Director-Actor-Critical（DAC），用于知识图上的复杂问题回答。控制器选择一个选项来确定需要哪种类型的三元组。然后，参与者选择原始动作，将所选类型的三元组添加到查询图中，评论家计算新生成的三元组和给定问题之间的语义分数。与以前的方法不同，我们的框架没有将答案节点限制为主题实体中心子图。三元组、功能操作和逻辑连接类型由可训练模型而不是启发式规则生成。

为了摆脱弱监督，我们基于具有内在动机的分层强化学习（RL）进行DAC训练。同时，DAC采用课程学习，agent首先从简单的问题开始，然后逐渐增加问题的复杂性。此外，每隔几个阶段，添加由该模型生成的更好的查询图，以训练更好的批评者，避免模型陷入局部最优。我们在广泛使用的基准数据集上评估了拟议DAC的有效性，我们的方法优于所有基线。在未来的工作中，我们计划研究后续问题：DAC和以前的方法都依赖于由外部链接工具生成的恒定节点链接的结果。在训练我们的模型时，如何修复链接工具所犯的错误？同时，由于自然语言的多样性，将问题语句映射到KG关系仍然具有挑战性。