

• ABSTRACT

- 在推荐系统中利用异构知识图（KG）作为辅助信息方面取得了重大进展。对KG路径进行推理可以揭示用户的决策过程。
 - 以前的方法侧重于将此过程表述为多跳推理问题。
 - 在推理过程中没有某种形式的指导，如此巨大的搜索空间导致准确性差和解释多样性少。
- 在本文中，作者提出了UCPR，这是一个以用户为中心的路径搜索网络，它不断地从用户需求的角度指导搜索，并实现可解释的推荐。
 - 在这个网络中，多视图结构不仅利用了局部序列推理信息，还利用了用户需求组合的全景图，同时推断了后续的用户决策步骤。
 - 在五个真实基准上的实验表明，UCPR比最先进的方法准确得多。
 - 该模型成功地识别了用户的关注点，并增加了推理的多样性，从而增强了解释性。

• INTRODUCTION

- 知识图谱（KG）是实现辅助信息提高推荐性能的最佳选择之一。KG的成就可以从很多方面来观察。
 - KG中的项目关联提高了推荐精度，这使模型能够利用潜在的用户-产品关系。
 - 用户和项目之间的多跳关系增强了可解释性。
 - KG推理提供的可解释性可以防止推荐模型依赖于事后的错误解释，从而提高用户信任和满意度。
- 尽管知识图推理具有潜力，但挑战依然存在。
 - 推理过程缺乏有效引导。
 - Sun等人和Wang等人采用递归神经网络（RNN）计算从用户到目标项目的合格候选路径的分数。然而，广度优先穷举搜索的性质使得在大规模KG中很难找到所有潜在路径。
 - Xian等人提出了PGPR，它进一步利用REIN-FORCE在KG以上的决策过程中进行显式推理。然而，稀疏的奖励信号仍然会导致较差的收敛性，从而降低精度。
 - 关于KG推理的著作没有考虑或仅考虑历史交互中用户需求的部分多样性。
 - Xian等人通过CAFE解决了这一问题，CAFE从历史活动数据中模拟了不同的用户需求。然而，他们的方法将用户信息固定到预定义的用户模式中，并且未能利用动态推理表示来排除推理过程中满足的需求。
 - 如果没有适当的方法对不同的用户需求信息进行建模，推理模型只能生成一般性解释，因此无法解释这种多样性。
 - 这也影响了可解释性，因为模型没有考虑个体用户需求。

- 为了建模更全面的视图并反映动态用户需求，作者考虑到用户需求通常不指向单个项目，而是由KG中的实体组表示，以完成任务。
 - 在这种情况下，实体的聚合满足了整个需求；在路径中的任何实体在推理过程中部分满足需求后，需求会相应地更新。
 - 作者将此类需求称为用户需求组合，它通过在推理过程中强调用户需求来构成以用户为中心的指导，并且更可能揭示给定用户的潜在兴趣项目。
- 多视图引导结构有助于对大伞下的小组件进行建模；本文的案例从用户需求组合生成以用户为中心的视图。
 - Gu等人指出，在解码过程中继续考虑源视图是至关重要的；因此，他们提出了一种复制机制来对源视图进行建模，并根据输出序列视图动态获取相关信息片段以实现多视图制导。
 - Serban等人指出，序列间模型关注局部信息，唯一的变化来源是条件输出分布。因此，他们引入了一个层次结构来合并层次视图并增强长期推理。在作者的推荐数据中发现了类似的情况。
 - 为了收集这些用户需求组合并在推理过程中实现以用户为中心的视图，作者在KG中提出了一个基于GNN的结构，从每个用户扩展到相关实体。
- 在这项工作中，作者认为有必要考虑这种以用户为中心的观点，以便在推理过程中提供充分的指导和多样化的用户需求信息。
 - 因此，作者提出了 UCPR，一种以用户为中心的路径推理网络，其中多视图结构在路径推理过程中同时关注本地序列依赖性和用户需求信息；并称之为本地视图和以用户为中心的视图。
 - 对于每一个推理步骤，作者进一步提出了多步骤重新聚焦来重新加权用户需求组合以识别最相关的实体进行推理，并提出了动态表示来更新组合中的实体以排除已经满足的需求。
- 总结
 - 作者在推荐中提出了一种新的以用户为中心的路径推理网络，以方便KG推理。
 - 作者提出了一个动态用户需求组合，表明用户需求是一个涉及一组实体的高层概念，随着复合需求的实现而变化，提供了有效的指导，并提高了多样性的可解释性。
 - 作者通过多步骤重新聚焦和动态表示更新来增强两级网络的兼容性。并且是第一个将这一概念纳入KG推理推荐的人。
 - 在具有不同大小的KG的五个真实世界数据集上的实验证明了 UCPR 的鲁棒性和优越性，它在知识路径推理推荐方面达到了最先进的性能。