

论文摘要

挖掘用户历史行为之间的序列化关系是当前推荐系统的核心任务之一。基于马尔科夫链的模型因能够同时建模用户的长短期偏好而成为解决这一任务的主流推荐方法。然而，当前基于马尔科夫链的推荐模型大都无法基于用户的历史交互物品自适应建模用户长短期偏好。针对此问题，该文提出一种联合注意力机制的序列化推荐模型，其能够动态建模用户的长短期偏好。具体而言，使用物品相似度方法计算历史物品与目标物品的相似度，并设计长期注意力网络自适应学习历史物品的贡献权重；使用高阶马尔科夫链学习短期交互物品间的序列关系，并设计短期注意力网络自适应学习短期交互物品的贡献权重。该模型在评价指标HR和NDCG上的实验结果均优于当前主流的推荐模型，验证了联合注意力机制自适应建模用户偏好的有效性和合理性。

论文贡献

- 一 设计了一种高效的联合注意力机制的序列化推荐模型NCAM，能够同时自适应建模用户的长期偏好和短期偏好。
- 二 NCAM模型是一种通用的模型结构，本文分析了部分现有的主流推荐模型是NCAM模型的特例。此外，NCAM能够支持多种聚合操作，本文给出了NCAM使用不同聚合操作的实验结果对比。
- 三 在4个真实的数据集上进行了5组实验，实验结果表明，与当前主流推荐模型相比，NCAM在2个主流评价指标(HR和NDCG)上的推荐性能都具有明显优势，验证了联合注意力机制分别自适应建模用户长期偏好和短期偏好的有效性和合理性。

实验三 联合注意力机制的有效性分析

1. NCAM采取max pooling或average pooling，在4个数据集上均优于NAIS的推荐性能，表明使用高阶马尔科夫链建模用户短期偏好有助于提升推荐性能，同时表现了NCAM具有灵活性，即支持其它传统聚合策略。

2. NCAM采取max pooling或average pooling，实验结果不如本文联合注意力机制的NCAM模型，验证了NCAM模型中基于注意力的聚合层的有效性，表现出联合注意力机制分别自适应建模用户长期偏好和短期偏好是合理的。

实验四 马尔科夫链阶数对性能的影响分析

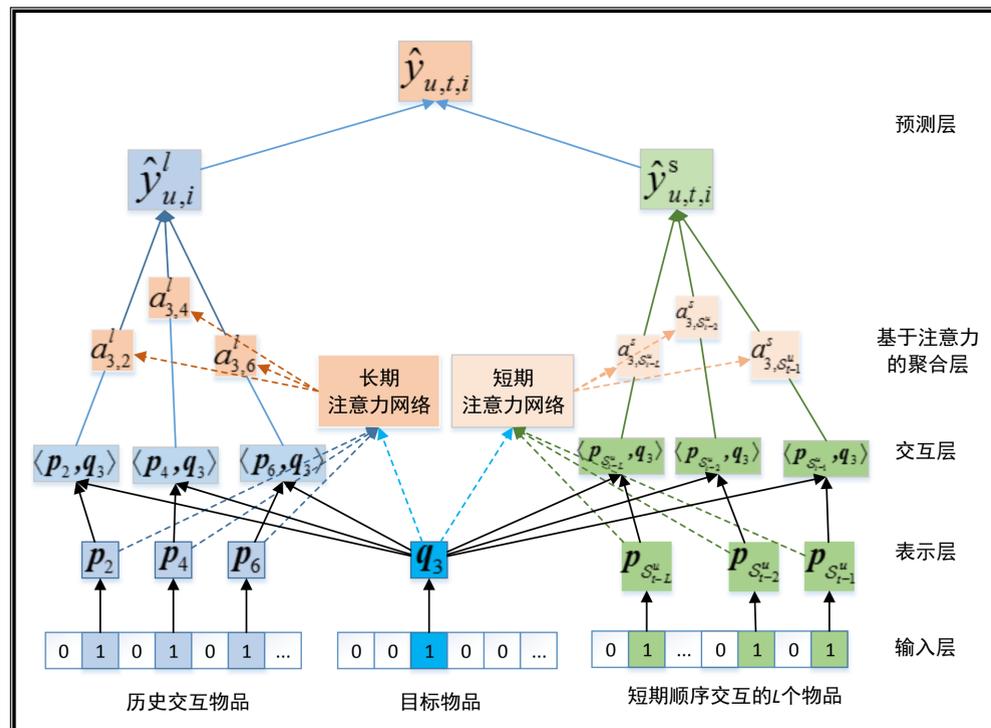
1. 自适应建模用户短期偏好是有效的。

2. 一个短的物品序列就足以建模用户短期偏好，因为用户短期的6个物品就足够捕获特征信息来进行预测。

实验五 交互函数对性能的影响分析

NCAM模型中的注意力网络采用非线性内积的交互函数，要优于余弦相似度或是简单内积的交互函数。

论文模型



模型介绍

论文将NAIS模型建模用户长期偏好的优势与高阶马尔科夫链建模用户短期偏好相结合，设计短期注意力网络来自适应学习不同短期交互物品对预测的贡献程度差异，提出了一种联合注意力机制的序列化推荐模型(neural co-attention mechanism for sequential recommendation, NCAM)。

实验仿真

- 实验：4个真实数据集，7个对比模型，2个评价指标，5组对比试验
- 实验一 不同维度下全局实验结果分析
- 在所有4个数据集上，NCAM模型的实验结果都明显优于其他7个基准方法。验证了NCAM联合注意力机制分别自适应建模来学习用户的长期偏好和短期偏好，是有效的。
- 实验二 推荐列表长度对性能的影响分析
- 随着推荐列表长度N的增大，HR和NDCG指标下的实验结果也都随之增加。
 - NCAM模型在不同推荐列表长度下都取得了最好的实验结果，验证了NCAM模型联合注意力机制分别自适应建模用户的长期偏好和短期偏好的有效性和合理性。

论文结论

现有的基于马尔科夫链的序列化推荐模型，不能自适应建模用户的长期偏好和短期偏好，忽视了不同时刻下同一物品、同一时刻下不同物品对预测的贡献都不相同。针对上述问题，论文设计了一种联合注意力机制的序列化推荐模型NCAM，能够同时自适应建模用户的长期偏好和短期偏好。在4个不同规模的真实数据集上进行了5组实验，相比于主流推荐模型，NCAM的实验结果在2个主流评价指标(HR和NDCG)上明显更具优势，验证了NCAM的有效性和合理性。