|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 论文题目 | Neural Graph Collaborative Filtering | | | |
| Paper URL | https://dl.acm.org/doi/10.1145/3331184.3331267 | | | |
| Project URL |  | | | |
| 综述/背景介绍 | 发展状况 | 原因 | 意义 | 关键词（速记词汇、信息索引词汇） |
| **发展状况**：矩阵分解(MF)直接将用户/项目ID嵌入为一个向量，并用内积对用户-项目交互进行建模[20]；协同深度学习通过整合从项目丰富的边信息中学习到的深度表示，扩展了MF嵌入功能[30]；神经协同过滤模型用非线性神经网络代替内积的MF交互作用函数[14]；而基于翻译的CF模型使用欧几里德距离度量作为交互作用函数[28]，等等。  **原因**：但是这些方法不足以为CF产生令人满意的嵌入。关键原因是嵌入功能缺乏对关键协作信号的明确编码，这种编码隐藏在用户-项目交互中，以揭示用户(或项目)之间的行为相似性。更具体地说，大多数现有方法仅使用描述性特征(例如，标识和属性)构建嵌入函数，而不考虑用户-项目交互——这仅用于定义模型训练的目标函数。因此，当嵌入不足以捕获CF时，这些方法必须依赖交互函数来弥补次优嵌入的不足。  **意义**：作者在嵌入函数中建模高阶连接信息，设计了一种[神经网络](https://so.csdn.net/so/search?q=%E7%A5%9E%E7%BB%8F%E7%BD%91%E7%BB%9C&spm=1001.2101.3001.7020" \t "https://blog.csdn.net/DreamOfDragon/article/details/_blank)方法来递归地在图中传播嵌入，通过堆叠多个嵌入传播层，我们可以强制嵌入以捕获高阶连接中的协作信号，使推荐结果更优。 | | | 协同滤波、推荐、高阶连接、嵌入传播、图神经网络 |
| 假设 |  | | |  |
| 方法描述(含图) | (1)嵌入层，提供用户嵌入和项目嵌入的初始化；  (2)多个嵌入传播层，通过注入高阶连接关系来细化嵌入；  (3)预测层，其聚集来自不同传播层的细化嵌入，并输出用户-项目对的相似性分数。 | | |  |
| 实验设计 | 数据集：Gowalla、Yelp2018、Amazon-book  评价指标：ndcg、recall  基线模型：MF、NeuMF、CMN、HOP-Rec、PinSage、GC-MC  用基线模型对NGCF的总统性能和稀疏性分布的性能比较。  NGCF变体：NGCF-1、NGCF-2、NGCF-3  探究层的深度对性能影响。  NGCF-1svd++、NGCF-1gc-mc研究嵌入传播层、聚合机制对推荐性能的影响。 | | |  |
| 数据处理 | 输入 | 筛除特例 | 处理方式 | 关键词（速记词汇、信息索引词汇） |
| User embeddings,item embeddings |  | 对于每个数据集，我们随机选择每个用户80%的历史交互构成训练集，剩余的作为测试集。从训练集中，我们随机选择10%的交互作为验证集来调整超参数。对于每个观察到的用户-项目交互，我们将其视为一个正实例，然后进行负采样策略，将其与用户以前没有消费过的一个负项目配对。 |  |
| 结论 | 将协同信号纳入到基于模型的CF的嵌入功能中。  设计了一个新的框架NGCF，通过利用用户-项目集成图中的高阶连接来实现目标。  NGCF的关键是新提出的嵌入传播层，在此基础上，我们允许用户和项目的嵌入相互交互来获取协作信号  未来我们将进一步改进NGCF，结合注意机制[2]，学习嵌入传播过程中邻居的可变权值和不同阶的连接性。这将有利于模型的泛化和可解释性。 | | | |
| 局限性分析 |  | | | |

阅读论文，完成摘要论文中的信息以及简要总结论文：

1. 论文摘要：

提出NGCF这个推荐框架使用图结构来表达用户-物品的交互信息，建模用户-物品在图网络中的高阶连通性，从而显示的将协同信号注入embedding过程中。

2.论文总结：

论文总结参考格式：

（论文名中文）：神经图协同过滤

（论文名英文）：Neural Graph Collaborative Filtering

（论文URL / 项目URL）：https://dl.acm.org/doi/10.1145/3331184.3331267

（总结）：

将协同信号纳入到基于模型的CF的嵌入功能中。

设计了一个新的框架NGCF，通过利用用户-项目集成图中的高阶连接来实现目标。

NGCF的关键是新提出的嵌入传播层，在此基础上，我们允许用户和项目的嵌入相互交互来获取协作信号

未来我们将进一步改进NGCF，结合注意机制[2]，学习嵌入传播过程中邻居的可变权值和不同阶的连接性。这将有利于模型的泛化和可解释性。

我们感兴趣的是探索关于用户/项目嵌入的对抗性学习和图结构，以增强NGCF的鲁棒性。

还有许多其他形式的结构信息可以有助于理解用户行为，比如上下文感知和语义丰富的推荐[22]、项目知识图和社交网络中的交叉特征[39]。例如，通过将项目知识图与用户-项目图相结合，我们可以在用户和项目之间建立知识感知的连接，这有助于揭示用户在选择项目时的决策过程。我们希望NGCF的发展将有利于用户在线行为的推理，以获得更有效和可解释的推荐

（截图）：与方法相关的重要截图









