

1 GNN for Social Recommendation

有用户之间社交网络作为额外信息的物品推荐系统.

文中图描述不是很清楚, 如下形式的图: 图中包括两种类型的节点: 物品和用户; 其中包括两种类型的连边: 用户-用户, 和用户-物品. 其中用户-物品连边上有权重, 代表用户对物品的”观点”(喜爱程度).

因此在使用 GNN 对图节点进行表征时, 需要分开考虑两种不同的节点.

对于用户: 不仅需要考虑用户-用户连边, 还要考虑用户-物品连边. 其中用户-用户连边, 直接使用普通 GNN 更新方法即可. 用户-物品连边则需要考虑连边和连边上的权重. 文中使用将 item embedding 和 opinion embedding 之间拼接然后通过 MLP 的操作. 然后再将输出视作节点表征用 GNN 普通加权更新操作

对于物品: 只用考虑与之交互过的用户, 以及用户对其的 opinion. 也是将 user embedding 和 opinion embedding 直接拼接, 然后通过 MLP.

有代码无数据!

1.1 摘要

- ¶ GNN 可以整合节点信息和拓扑结构信息, 从而学到很好的图表征. 因此可以自然整合到社交网络推荐中, 因为社交网络推荐就是用户 - 用户网络, 用户 - 物品网络.
- ¶ 且学习的重点就是用户或者物品(都是节点)的表征. 因此二者十分契合.
- ¶ 但是也同样存在问题:
 1. 用户 - 物品网络需要学习到连边(交互)和连边的类型(观点: 喜欢/不喜欢/不同喜欢程度)
 2. 社交关系紧密程度不同, 异质. 不同用户亲疏关系不同.
 3. 用户涉及两个不同的网络
- ¶ 由此本文提出 GraphRec 尝试解决以上三个问题.

1.2 Introduction

- ¶ 基本事实: 用户通常和周围的人联系交互, 同学, 朋友, 同事. 因此可以利用 social relation 帮助构建社交推荐系统
- ¶ GNN 很适合作社交推荐, 但存在问题: 见 abs 节.

1.3 本文方法

- ¶ U 用户集, V 物品集, n 用户数, m 物品数
- ¶ R 用户物品评分矩阵, \mathcal{O} 已知评分, \mathcal{T} 未知评分
- ¶ $N(i)$ 用户 i 交互过的用户集, $C(i)$ 用户 i 交互过的物品集, $B(j)$ 与物品 j 交互过的用户集.
- ¶ T 用户用户交互矩阵, 交互过为 1, 未交互过为 0
- ¶ 目标: 预测 \mathcal{T} 中的元素
- ¶ \mathbf{p} 用户表征, \mathbf{q} 物品表征.
- ¶ item embedding 和 opinion embedding 两者拼接, 然后过一个 MLP.
- ¶ user embedding 和 opinion embedding 两者拼接, 然后过一个 MLP.
- ¶ 最后学出来的 user latent factor 和 item latent factor 两者拼接, 也是过一个 MLP 得出最终的预测评分.

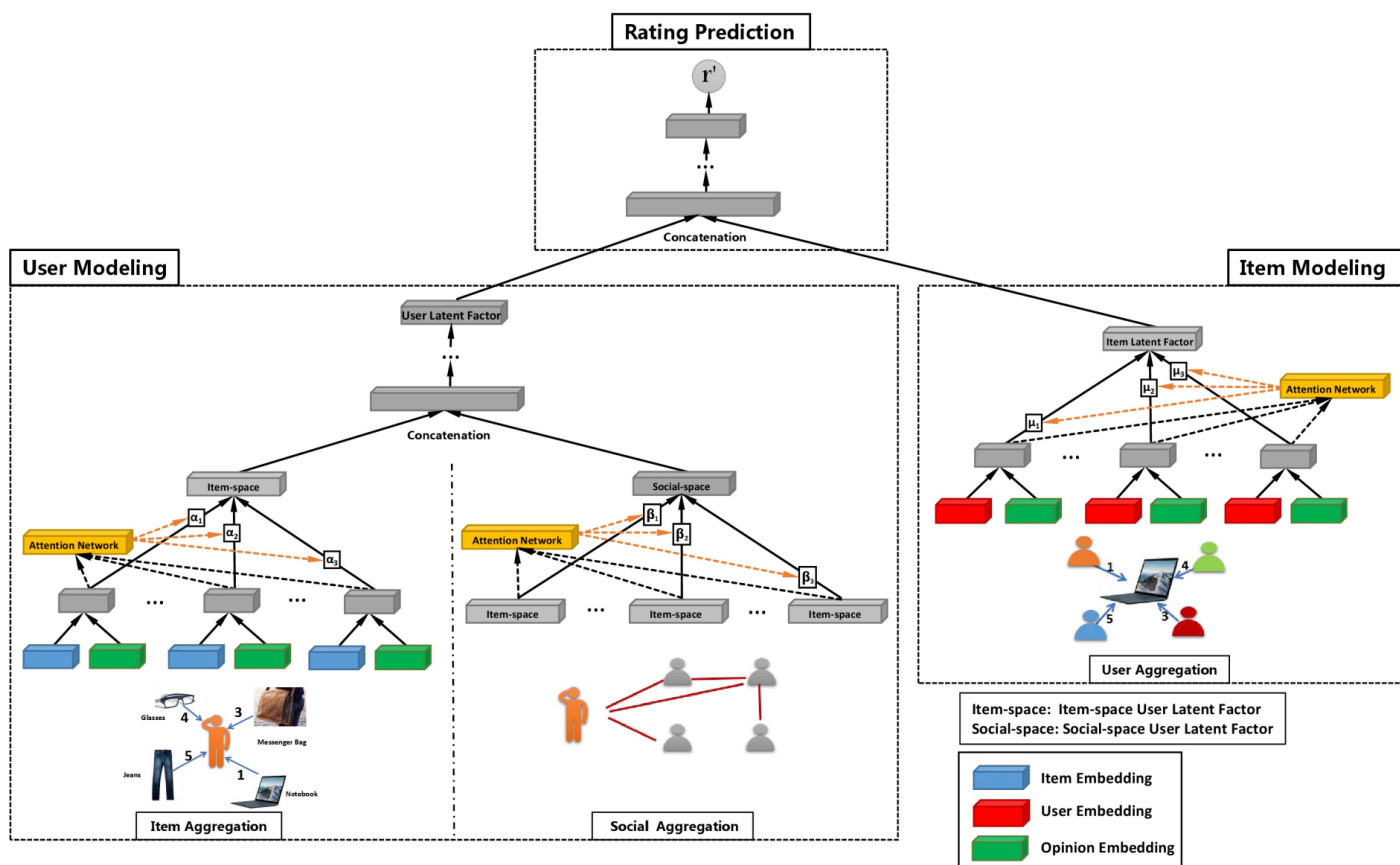


Figure 1: 模型整体框架

1.4 实验

- 评分 1-5, 随机初始化 5 个多维向量, 作为 opinion embedding
- 结果提升似乎不是很大, 很微小
- 两种 attention 机制的贡献较大, 对此做了 ablation study
- 对比了不同 embedding size 对结果的影响