

## 2021.10.23 文献报告记录

### 1、Revisiting Graph based Collaborative Filtering: A Linear Residual Graph Convolutional Network Approach

#### LR-GCCF model

##### Motivation:

1) 基于 GCN 的模型由于其较高的计算复杂度，训练的开销通常较大，因此本文将 GCN 传统模型中的 non-linear transformation 去除，从而将整个模型化为一种 wide linear model，来降低运算的复杂度。

2) 在基于图的模型中常常会遇到 over-smoothing 问题，i.e. 在多轮迭代后，图网络的同一连通分量中的结点值会趋于一致，从而使模型的性能无法提高。因此本文受 ResNet 的启发，将 residual 残差的思想运用到模型中，从而可以减轻 over-smoothing 的影响。

##### Model:

整个模型由一个 GCN 加上残差项构成，GCN 网络在普通的 GCN 基础上去除非线性转换函数。残差项由 GCN 的每一层输出的  $u$  和  $v$  的点积逐层相加，从而 capture 到前面所有层的信息。

##### Experiments:

1) 为了验证 Linear 这个 motivation 的作用，对比 L-GC-MC 与 GC-MC、LR-GCCF 和 NGCF 两组模型，对比发现使用 linear 的模型效果较好。

2) 为了验证 residual 的作用，对比 R-GC-MC 和 GC-MC、NGCF 和 PinSage、LR-GCCF 和 L-GCCF 三组模型，对比发现除 R-GC-MC 效果差于 GC-MC 外，另外两组效果均为加入了 residual 项的模型好。对于 R-GC-MC 差于 GC-MC 的情况，可能是因为两组模型均只考虑了 first-order 的影响，而 first-order 不用考虑 over-smoothing 问题，因此加入 residual 项并没有效果。

### 2、Learning to Transfer Graph Embeddings for Inductive Graph based Recommendation TransGRec 模型

##### Motivation:

1) 推荐系统中的 cold-start users 问题，即从未有过评分记录的 users，本文用 GNN 模型去刻画 user-item 图的一个 higher-order 结构，从而减轻 cold-start 对 performance 的一部分影响。

2) 在推荐时遇到的从未被评过分的 item，本文使用 transfer network 在训练集的富信息 item 上训练，挖掘出 content 和最终 embedding 的潜在关系，然后用于测试集预测评分。

##### Model:

1) 用 item 的 free embedding 和 feature 的和表示其 embedding，再和 user 的 embedding 一同输入 GNN 进行训练。

2) 由于未被评过分的 item 只有 feature 信息，因此使用 Transfer Network 在训练集上发掘

出 item 的 feature 和最终 embedding 的潜在关系, i.e.是 Transfer 输出的近似 embedding 和使用 GNN 计算出的 embedding 尽可能接近, 从而完成在只有 feature 信息的情况下起到与富信息的 item 在 GNN 上的预测具有相近性能的任务。

#### Experiments:

1) 将三种不同的 embedding , i.e. free embedding, predicted embedding 和 final embedding 进行可视化, 结果发现 predicted embedding 与 final embedding 距离更短, 从而说明 Transfer Network 在一定程度上起到了作用。