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。
3. 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。