2021.11.13 文献报告记录

1. Neural Collaborative Filtering

NCF model

Motivation:

1. DNN在推荐系统中的应用较少，因此本文使用DNN对协同过滤重新进行刻画。

2）在二分类问题中存在one-class问题，即输入为0或1，不符合square loss中对输入服从高斯分布的假设

Model:

1. NCF的架构较为简单，先将User和Item的特征映射到latent space成为embedding layer，再将embedding输入到神经网络之中，最后输出预测结果。
2. 优化函数选择log loss。

Experiment：

1. 比较log loss和square loss的差别，体现出log loss的优越性
2. 对DNN深度的研究发现，深度较深时效果好，说明User和Item存在高维联系。
3. Neural Factorization Machines for Sparse Predictive Analytics

NFM model

Motivation：

1. 传统的FM只能capture到User和Item的second-order关系，而忽视了高维的联系，因此将DNN与FM结合。

Model：

1. 将Feature向量映射到latent space，然后将每一对embedding进行点积，输入到BI-Interaction Layer中，发掘两两之间的联系。
2. 接着将BI-Interaction Layer的输出输入到神经网络中，输出预测结果。

Experiment：

1. 使用Dropout和Batch Normalization进行优化时的防过拟合以及性能提升。消融实验比较性能。
2. 对DNN的深度进行研究，发现比不用DNN时的效果提升，从而证明了DNN与FM结合的有效性。
3. Collaborative Neural Social Recommendation

CNSR model

Motivation：

1. 发掘社交网络结构和user-item交互行为之间的内在联系。
2. 缓解数据稀疏性。

Model：

1. 对社交网络的embedding进行压缩，使用编码器和译码器，使压缩后的vector含有的信息尽可能多。
2. 将压缩后的vector和user属性的free embedding相加，再使用类似NFM的方法，将user和item的embedding输入BI-Interaction layer后进入神经网络，输出预测结果。

Experiment：

1. 消融实验，对两种training方式进行比较，说明了joint training的有效性。
2. Enhanced Graph Learning for Collaborative Filtering via Mutual Information Maximization

EGLN model

Motivation：

1. node embedding learning和graph structure learning可以互相增强对方。
2. 设计了local-global consistency的优化函数。

Model：

1. 将user和item的embedding计算相似度，达到一定阈值的在图上连一条边，得到一个新图。
2. 将该新图和原来的User-Item Interaction graph相加，得到enhanced graph。
3. 对enhanced graph应用GCN，得到预测结果。
4. 在优化函数的设计上，设计了Discriminator、再结合local和global的信息，从而使优化更高效，性能更好。

Experiment：

1. 消融实验，说明了Discriminator optimization的有效性
2. 对比实验，对比三种生成伪数据的方式，发现使用Fake Edge生成数据输入进Discriminator效果最好。
3. Privileged Graph Distillation for Cold Start Recommendation

PGD model

Motivation：

1. 处理推荐中cold-start问题，采用知识蒸馏的方法，从teacher model上学习出student model，来解决在推荐任务中privileged information not available的情况。

Model：

1. 将User、Item、User Attribute和Item Attribute作为结点，构成一个图。
2. Teacher model运用GCN方法进行aggregation。
3. 如果在teacher model中，用户a点击过item i，就将item i和user a的attribute之间连线。学习出student model。
4. 这样，student model中缺少交互行为时，也可以由item和user-attribute之间的连接来发掘其关系。

Experiment：

1. 对三种optimization constraint：user embedding constraint、item embedding constraint和prediction constraint进行消融实验，发现prediction constraint的影响最大。
2. Overall performance比baseline好很多，从而说明PGD在缓解cold-start问题上分厂有效。