

## 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。

### 2. 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。

#### 4.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。

#### 5.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 问题上十分有效。