2021.10.10 文献报告记录

1. A Hierarchical Attention Model for Social Contextual Image Recommendation

HASC model

Motivation:

1. 经验地提出三个social contextual aspects: upload history, social influence, creator admiration.来刻画影响用户偏好的因素。
2. 考虑分层的模型：用户偏好包括上述三个aspects，而每个aspects包含许多elements，由此自然地形成一个分层的结构。
3. 考虑用户对于三个aspects以及每个aspects对其内部元素的偏向性均不同，在对分层结构的建模中加入attention机制。
4. 考虑不同数据集的input不同，在建模的同时考虑模型的泛化性。
5. 有效缓解数据稀疏性

Model:

1. 分层模型的第一层：在upload history方面，用一个用户所上传的所有图片的aux embedding的aggregation来表示用户的upload aspects vector. 在social influence方面，用一个用户在social network上相邻的其他用户的aux embedding的aggregation来表示用户的social aspects vector. 在creator admiration方面，用一个物品的上传者的aux embedding来直接表示该物品的owner admiration vector.
2. 分层模型的第二层：用上述得到的三个vector的aggregation和用户本身的basic embedding来表示user embedding.
3. 考虑各层对其内部元素的偏向不同，上述aggregation均用attention机制进行实现，通过多个MLP用各种输入来学习权重。
4. 泛化性方面，单个输入属性的缺失不会极大地影响其他机制的正常工作，从而体现出较好的泛化性能。

Experiment:

1. 通过消融实验来验证提出的三个aspects对于模型performance的效果，结果证明同时考虑这三个经验的aspects相对单独考虑其中单个会在较大程度上提升模型的性能。
2. 通过消融实验🧍控制‍各个输入属性的缺失与否来测试模型的泛化性能，结果证明一些缺失只会对模型性能造成不显著的影响，从而说明模型具有较好的泛化性。
3. 通过对aggregation的三种方式（ATT、AVE、MAX）进行对比实验，说明了attention机制在两层模型的加权方式上对于其他两种方式的优越性。
4. 在数据稀疏时，相对baseline有更好的表现。
5. A Neural Influence Diffusion Model for Social Recommendation

DiffNet model

Motivation:

1. 基于社会影响理论，对social network进行建模，现有的social recommendation model都只考虑直接相连的用户的影响，而忽略的动态的影响过程，因此提出一个递归的social influence diffusion process.
2. 考虑模型的泛化性

3) 有效缓解数据稀疏性

Model:

1. 模型分为四层，第三层influence diffusion layer对motivation进行刻画。在递归的过程中，每一层接受上一层的输出作为输入，然后对每个用户所信任的其他用户的上层输出进行加权作为增量，来计算出本层每个用户的输出。
2. 泛化性方面，在social network缺省（即K=0）时，退化成SVD++，可以说明该模型在关键层缺失时仍能有baseline的performance，由此说明泛化性的良好。

Experiment:

1) 通过消融实验🧍控制‍各个输入属性的缺失与否来测试模型的泛化性能，结果证明一些缺失只会对模型性能造成不显著的影响，从而说明模型具有较好的泛化性。

2) 通过对diffusion depth K的探索试验发现，K=2达到最好性能。

3. DiffNet++: A Neural Influence and Interest Diffusion Network for Social Recommendation

DiffNet++ model

Motivation:

1. 由于user在influence网络和interest 网络中的重要性，相对于DiffNet模型只考虑user-user network，DiffNet++同时考虑了user-user和user-item的network structure。
2. 相对于DiffNet，在加权方式上使用了attention机制，来刻画user对不同user和不同item的偏向性。

Model:

1. 对于每一层diffusion layer，在user-item interest network中动态地更新item embedding，用两个network的输出的aggregation动态地更新user embedding.
2. 在两个网络对相邻的user或item进行加权以及组合两个网络的输出时均使用attention机制，用多个MLP接受一系列输入来学习权重。

Experiment:

1. 去除DiffNet与DiffNet++的特征输入，实验结果仍表现出近于baseline的性能，来说明模型的良好泛化性。
2. 通过对比在模型中使用ATT和AVG的性能对比，说明attention机制在该模型上的优越性。