

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。

2. 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。