1-7

今天主要对以后的工作做个规划。还没有想到创新点,个人感觉还是在以后的工作中想创新点吧。

参考其他论文计划使用的baseline:

- 贝叶斯个性化排序模型 (BPR)
- 普通的矩阵分解模型 (MF)
- 基于倾向分数的矩阵分解模型(MF-IPS)
- 相关性矩阵分解模型 (RMF)这些是比较经典的模型,不计划把sota作为baseline,没有信心做出比sota更好的效果。

BPR学习

BPR算法的几个核心点:

- 每个用户之间的偏好行为相互独立
- 同一用户对不同物品的偏序相互独立
- <u,i,j>表示用户u对物品i的喜好大于物品j,写成 $i>_u j$
- 使用最大后验估计计算参数 \overline{X} 表示用户集U和物品集I对应的 $U \times I$ 的预测排序矩阵,分解后的用户矩阵为W和物品矩阵为 H。

对于任意一个用户u,对应任意一个物品i有:

$$\overline{x}_{ui} = \omega_u ullet h_i = \sum_{f=1}^k \omega_{uf} h_{if}$$

最终目标是找到合适的W和H, 让 \overline{X} 和X最相似。

BPR的优化思路:

BPR是基于最大后验估计 $P(W, H|>_u)$ 来求解模型参数W和H,这里用 θ 来表示W、H,用 $>_u$ 来代表用户u对应的所有物品的全序关系,转为优化 $P(\theta|>_u)$ 。

$$P\left(heta|>_{u}
ight)=rac{P\left(>_{u}| heta
ight)P\left(heta
ight)}{P\left(>_{u}
ight)}$$

对任意用户u来说, $P(>_u)$ 对所有物品都一样,所以有:

$$P\left(\theta\right|>_{u}
ight)\propto P\left(>_{u}|\theta
ight)P\left(heta
ight)$$

第一部分 $P(>_u| heta)$ 和数据集有关,第二部分P(heta)和数据集无关。

然后每个用户之间的偏好行为相互独立,同一用户对不同物品偏序相互独立,所以有:

$$\prod_{u \in U} P\left(>_{u} | heta
ight) = \prod_{(u,i,j) \in (U imes I imes I)} P(i>_{u} j | heta
ight)^{\delta((u,i,j) \in D)} (1 - P\left(i>_{u} j | heta
ight)
ight)^{\delta((u,i,j)
otin D)}$$

其中

$$\delta\left(b
ight) = egin{cases} 1 & if \ b \ is \ true \ 0 & else \end{cases}$$

第一部分可以简化为:

$$\prod_{u \in U} P\left(>_{u} | heta
ight) = \prod_{(u,i,j) \in D} P\left(i>_{u} j | heta
ight)$$

对于 $P(i >_u j | \theta)$ 这个概率,使用下面这个式子代替:

$$P\left(i>_{u}j| heta
ight)=\sigma\left(\overline{x}_{uij}\left(heta
ight)
ight)$$

 $\sigma(x)$ 是sigmoid函数,在此使用为了方便优化计算。

对于 $\bar{x}_{uij}(\theta)$ 这个式子,要满足当 $i>_u j$ 时, $\bar{x}_{uij}(\theta)>0$,当 $j>_u i$ 时, $\bar{x}_{uij}(\theta)<0$,所以可以另 $\bar{x}_{uij}=\bar{x}_{ui}-\bar{x}_{uj}$,

对于 $\bar{x}_{ui}(\theta), \bar{x}_{ui}(\theta)$, 就是矩阵 \bar{X} 对应位置的值。

最终,第一部分的优化目标转化为:

$$\prod_{u \in U} P\left(>_{u} | heta
ight) = \prod_{(u,i,j) \in D} \sigma\left(ar{x}_{ui} - ar{x}_{uj}
ight)$$

对于第二部分,直接假设他服从均值为0,协方差矩阵为 $\lambda_{\theta}I$ 的高斯分布:

$$P\left(heta
ight) \sim N\left(0,\lambda_{ heta}I
ight)$$

然后最大后验估计函数得知,使用梯度下降法求解参数。

指标相关:

- 准确度指标: 平均绝对误差 (MAE) 、均方误差根 (RMSE)
- 集合推荐指标,用于Top-N推荐任务:精密度(Precision)、召回(Recall)、AUC和NDCG@K

后续工作:

把指标全都实现,留出统一接口,将来直接使用即可。

baseline也是,这些固定的东西要先完成,创新点的提出感觉是在这个过程中产生的。