

7. MF-MPC

2019年8月25日 21:46

Reference

1. Slide from W.Pan SZU

Abstract

我们已经知道了 RSVD :

$$\tilde{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + U_u \cdot V_i^T$$

同时结合了隐式反馈的因素，就有了 SVD++:

$$\tilde{r}_{ui} = \mu + b_u + b_i + U_u \cdot V_i^T + \tilde{U}_u \cdot V_i^T$$

SVD++ 结合了隐式反馈和显式反馈，同时这个方法尝试着结合了潜在特征模型或者说矩阵分解，和基于邻居，这两种方法，但是，这个方法没有将邻居的ratings 考虑进去。

因此，这里学习一种新的方法，MF-MPC (Matrix Factorization with MultiClass Preference Context)

Introducton

Rsvd 认为 r_{ui} 只和用户 u 和物品 i 有关，SVD++考虑了用户 u 所有评分过的items，但是没有具体考虑各个评分，因此此处可以提升预测效果。SVD++，也就是MF-OPC (oneclass preference context)

MF-MPC

In matrix factorization with multiclass preference context, we propose a novel and generic prediction rule for the rating of user u to item i ,

$$\hat{r}_{ui} = U_u \cdot V_i^T + \bar{U}_u^{\text{MPC}} V_i^T + b_u + b_i + \mu, \quad (7)$$

where \bar{U}_u^{MPC} is from the multiclass preference context,,

$$\bar{U}_u^{\text{MPC}} = \sum_{r \in \mathbb{M}} \frac{1}{\sqrt{|\mathcal{I}_u^r \setminus \{i\}|}} \sum_{i' \in \mathcal{I}_u^r \setminus \{i\}} M_{i',.}^r \quad (8)$$

We can see that \bar{U}_u^{MPC} in Eq.(8) is different from \bar{U}_u^{OPC} in Eq.(6), because it contains more information, i.e., the fine-grained categorical preference of each rated item.

这里UuMPC参数事实上将之前SVD++对应参数的改进，如果不考虑所评价过的items的不同得分，这个参数会和之前的参数相同（去掉第一个求和符号）。此处将用户u所评分过的所有items按评分r分成若干部分，然后分别进行Mri的训练，以此达到更好的训练效果。

接下来的目标函数和梯度下降SGD 方式求解最小值和之前类似