

A Neural Influence Diffusion Model for Social Recommendation

冯柏淋

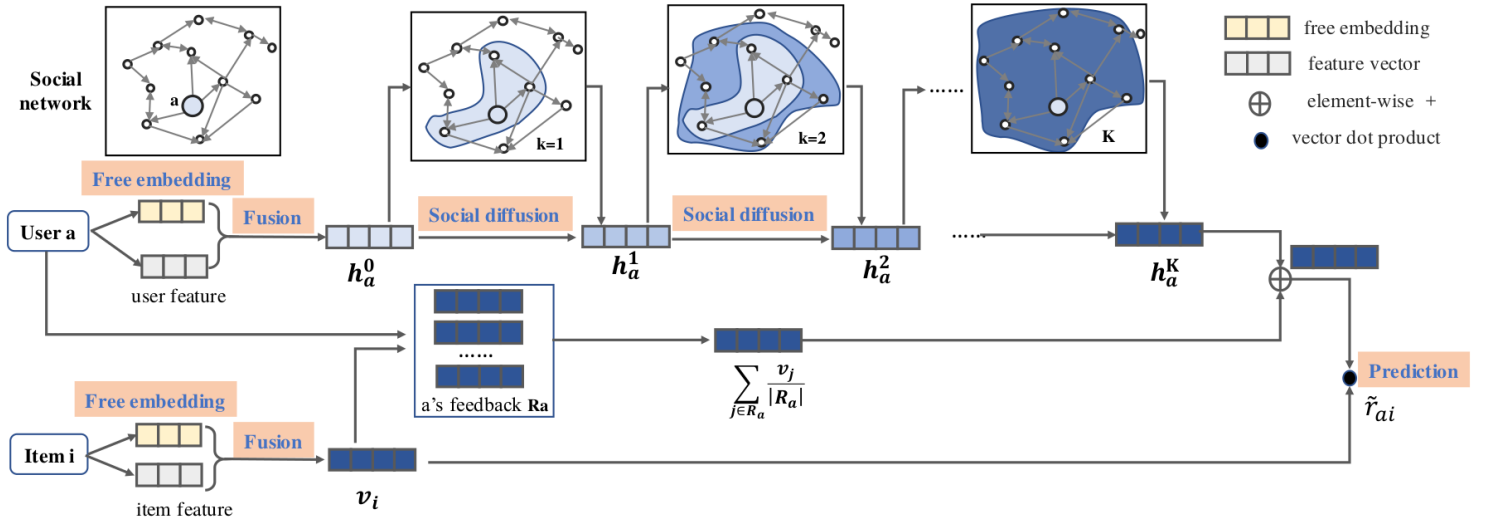
September 6, 2020

1 摘要

- 用户的表征受到其所信任的用户的影响 (有连边), 而这些受信任的用户又受到他们所信任的用户的影响.(递归)这种更新模式不就是 GCN 么?的确是
- 于是本文结合以上这种递归的关系, 提出一种影响层级传播的模型来更新用户的表征.

2 本文模型

- 首先对用户-物品矩阵作分解, 得到用户和物品的原始表征 (free embedding), 然后融合各自的属性 (feature), 得到基础表征 h_a^0 和 v_i ;
- 所谓”融合 (fusion)”, 是一个单层的全连接网络, $y = g(W^0 \times [x_{free}, x_{feature}])$.
- 用户的基础表征通过本文提出的 social diffusion, 一共 K 层, 输出一个更新后的表征 h_a^K .



2.1 Social Diffusion 更新过程

针对节点 a 的表征更新过程如下, S_a 是代表其所有一阶邻居.

- $h_{S_a}^{k+1} = \text{Pool}(h_b^k | b \in S_a)$, 将其所有的邻居信息整合到一个表征中
- $h_a^{k+1} = s^{(k+1)}(W^k \times [h_{S_a}^{k+1}, h_a^k])$, 把整合后的邻居信息和自己上一层的表征进行融合

K 次上述过程之后, 节点 a 的表征中已经结合其 K 阶邻居的信息.

2.2 预测过程

¶ 先整合得到用户 a 的最终表征, 分为两个部分:social Diffusion 的输出, 和用户的历史记录 R_a 中学习的偏好信息.

$$u_a = h_a^K + \sum_{i \in R_a} \frac{v_i}{|R_a|}$$

¶ 作点乘预测,

$$\hat{r}_{ai} = v_i^T u_a$$

3 实验

¶ 本文与许多基于矩阵分解的算法和一些基于 GCN 的模型做了对比, 都取得了比较显著的提升

¶ 使用了两数据集 Yelp 和 Flickr

¶ 实验表明使用 $K = 2$ 的效果最好

¶ Yelp 数据集中包括用户评论, 因此 user feature 和 item feature 都采用各自评论集合里的所有词的表征向量的平均.