

KDD18一篇将图卷积网络用于矩阵补全问题的论文

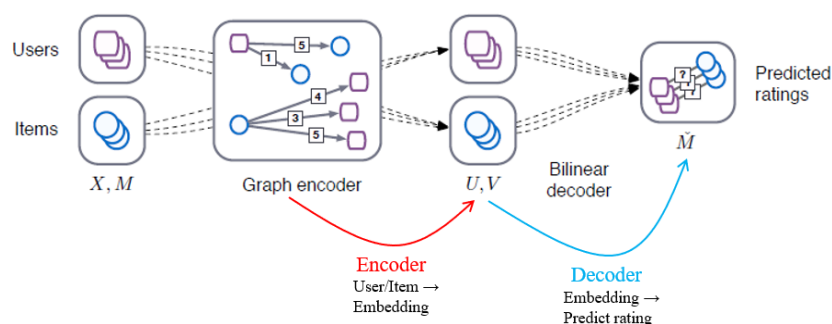
解决的问题

如何将图卷积网络应用于矩阵补全问题。

具体地，这篇论文做的是推荐系统方向下的矩阵补全问题，给定一个评分矩阵，如何根据已有的评分记录来预测用户对其他物品的评分。如果将评分矩阵转换为一张图，转换方法在下面有进行介绍，这时矩阵补全问题也可以看成图上的边预测问题。要预测用户对一个物品的评分，就是预测图上两个对应顶点之间相连的边的权重。

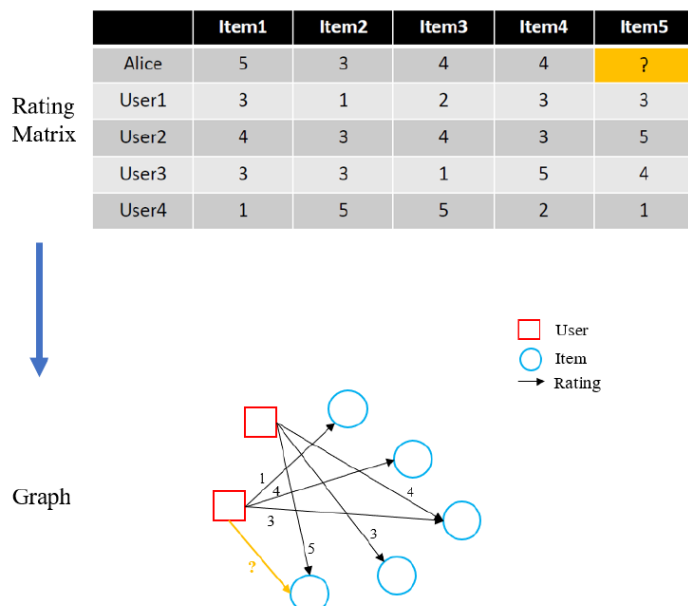
做法及创新

论文通过一个编码器-解码器的架构来实现从已有评分到特征表示再到预测评分的过程。



Bipartite Graph Construction

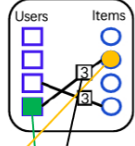
首先是将推荐任务里的评分数据转化为一张图，具体做法是将用户和物品都看作图中的顶点，交互记录看作边，分数作为边的权重，如图所示：



Graph Convolutional Encoder

上一步所构建的图的输入形式为邻接矩阵 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 与图中顶点的特征矩阵 $X \in \mathbb{R}^{n \times d}$ 。编码器在这一步的作用就是得到用户与物品的特征表示 $A, X^u, X^v \rightarrow U, V$ 。

具体编码时，论文将不同的评分水平分开考虑 $r \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ ，我的理解是它们类似于处理图像数据时的多个channel。以一个评分水平 r 为例，说明编码得到特征表示的过程。假设用户 u_i 对电影 v_j 评分为 r ，而这部电影的特征向量为 x_j ，那么这部电影对这个用户特征表示的贡献可以表示为下面的式子(1)，相当于对特征向量进行了一个线性变换。

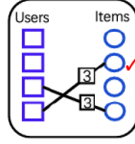


$$m_{v_j \rightarrow u_i, r} = W_r^T x_j, \quad (1)$$

$$m_{u_i, r} = \frac{1}{|N_{i, r}|} \sum_{j \in N_{i, r}} m_{v_j \rightarrow u_i, r}, \quad (2)$$

$$h_{u_i} = \sigma(\text{concat}(\{m_{u_i, r}\}_{r \in R})), \quad (3)$$

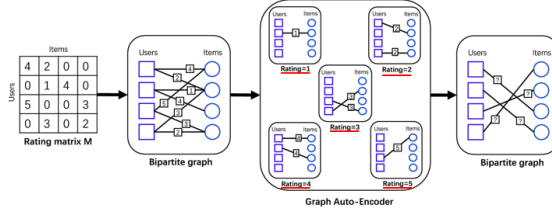
对当前评分水平下所有评过分的电影进行求和，再对所有评分水平求和拼接，经过一个非线性变换，就得到了用户 u_i 的特征表示 h_{u_i} ，物品的做法相同。



$$m_{v_j \rightarrow u_i, r} = W_r^T x_j, \quad (1)$$

$$m_{u_i, r} = \frac{1}{|N_{i, r}|} \sum_{j \in N_{i, r}} m_{v_j \rightarrow u_i, r}, \quad (2)$$

$$h_{u_i} = \sigma(\text{concat}(\{m_{u_i, r}\}_{r \in R})), \quad (3)$$



$$m_{v_j \rightarrow u_i, r} = W_r^T x_j, \quad (1)$$

$$m_{u_i, r} = \frac{1}{|N_{i, r}|} \sum_{j \in N_{i, r}} m_{v_j \rightarrow u_i, r}, \quad (2)$$

$$h_{u_i} = \sigma(\text{concat}(\{m_{u_i, r}\}_{r \in R})), \quad (3)$$

Bilinear Decoder

在分别得到用户与物品的特征表示 U 与 V 后，解码器计算出用户对物品评分为 r 的概率，再对每个评分的概率进行求和，得到最终预测的评分。

$$(P_r)_{ij} = \frac{\exp(u_i^T Q_r v_j)}{\sum_{s \in R} \exp(u_i^T Q_s v_j)}$$

$$\hat{M} = \sum_{r \in R} r P_r$$

数据集

Flixster、Douban、YahooMusic、MovieLens