

# 0908 周报

## 1 上周讨论

## 2 本周工作

1) 2021. 9. 2 – 2021. 9. 3 (周四-周五)

主要学习了注意力机制的相关知识。

2) 2021. 9. 6 – 2021. 9. 8 (周一-周三)

搜索图神经网络相关论文，了解论文前置知识协同过滤、NGCF。

- LightGCN: Simplifying and Powering Graph Convolution Network for Recommendation-2020 SIGIR

**Problem:** Recommendation

Input: 用户和项目的初始 embedding、关系拓扑

Output: 用户项目相关性

Significance: Recommendation

**SoA & Limitations:**

NGCF: 方法继承于 GCN，没有改动，结构繁重

**Opportunity:**

对 NGCF 进行消融实验发现，移除 NGCF 的 feature transformation 和 nonlinear activation，实验结果提升；

分析，在协同过滤中，用户-项目交互图的每个节点只有一个 ID 作为输入，没有具体语义。虽然执行多层非线性变换有利于特征学习，但是对于协同过滤中的无具体语义的节点 embedding ×。

思考：深入理解模型设计及公式含义，在不同场景下，某些模型设计/公式或许无效，只会增加模型复杂度。

**Challenges:**

**Contributions:**

- 实验表明 GCN 的特征转换和非线性激活对协同过滤没有积极影响
- 提出 LightGCN，通过仅仅包含 GCN 中最重要组件进行推荐，大大简化模型设计
- 实验比较 NGCF、LightGCN，验证改进，从技术和实验分析 LightGCN 的合理性。

**技术细节：**

## NGCF

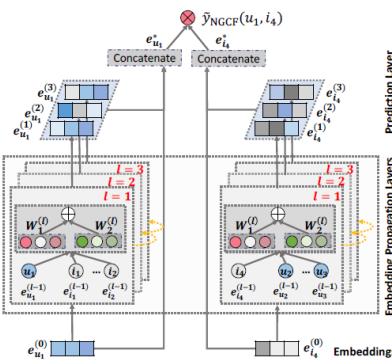


Figure 2: An illustration of NGCF model architecture (the arrowed lines present the flow of information). The representations of user  $u_1$  (left) and item  $i_4$  (right) are refined with multiple embedding propagation layers, whose outputs are concatenated to make the final prediction.

$$\mathbf{e}_u^{(k+1)} = \sigma \left( \mathbf{W}_1 \mathbf{e}_u^{(k)} + \sum_{i \in \mathcal{N}_u} \frac{1}{\sqrt{|\mathcal{N}_u| |\mathcal{N}_i|}} (\mathbf{W}_1 \mathbf{e}_i^{(k)} + \mathbf{W}_2 (\mathbf{e}_i^{(k)} \odot \mathbf{e}_u^{(k)})) \right),$$

$$\mathbf{e}_i^{(k+1)} = \sigma \left( \mathbf{W}_1 \mathbf{e}_i^{(k)} + \sum_{u \in \mathcal{N}_i} \frac{1}{\sqrt{|\mathcal{N}_u| |\mathcal{N}_i|}} (\mathbf{W}_1 \mathbf{e}_u^{(k)} + \mathbf{W}_2 (\mathbf{e}_u^{(k)} \odot \mathbf{e}_i^{(k)})) \right),$$

LightGCN 还取消了自连接，但后面的层组合等效自连接。

$$\mathbf{e}_u = \sum_{k=0}^K \alpha_k \mathbf{e}_u^{(k)}; \quad \mathbf{e}_i = \sum_{k=0}^K \alpha_k \mathbf{e}_i^{(k)},$$

## LightGCN

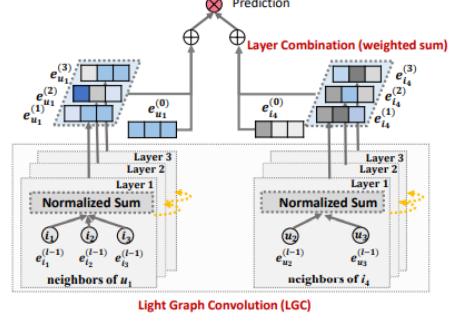


Figure 2: An illustration of LightGCN model architecture. In LGC, only the normalized sum of neighbor embeddings is performed towards next layer; other operations like self-connection, feature transformation, and nonlinear activation are all removed, which largely simplifies GCNs. In Layer Combination, we sum over the embeddings at each layer to obtain the final representations.

$$\mathbf{e}_u^{(k+1)} = \sum_{i \in \mathcal{N}_u} \frac{1}{\sqrt{|\mathcal{N}_u| |\mathcal{N}_i|}} \mathbf{e}_i^{(k)},$$

$$\mathbf{e}_i^{(k+1)} = \sum_{u \in \mathcal{N}_i} \frac{1}{\sqrt{|\mathcal{N}_u| |\mathcal{N}_i|}} \mathbf{e}_u^{(k)}.$$

## 3 下周工作

继续学习图神经网络