

# Marp学术主题

参考: <u>marp-theme-academic</u>

作者 YYYY/MM/DD



目前现有的GNN的推荐系统都是在中心化服务器上训练的,并且用户项图 (user-item)也是在中心服务器上存放,这会面临着隐私泄漏的风险

FedGNN提出了采用联邦学习的方式,去中心化的协同训练GNN模型

- 利用 **差分隐私(differential privacy, DP)** 的技术应用于用户客户端来计算局部梯度,以保护用户隐私
- 为了保护用户交互的真实项, FedGNN采用 **伪交互项采样技术(pseudo** interacted item sampling)
- 为了在不泄露用户隐私的情况下应用用户的高阶交互信息, FedGNN提出了一种 保护隐私的用户项拓展方法(privacy-preserving user-item graph expansion method)

## 公式



- 1. 将 $node u_i$  转换为嵌入表示  $e_i^u$
- 2. 将K个item nodes转换为对应的嵌入表示  $\left[\mathbf{e}_{i,1}^{t},\mathbf{e}_{i,2}^{t},\ldots,\mathbf{e}_{i,K}^{t}\right]$
- 3. 将N个neiboring user nodes转换为对应的嵌入表示  $\left[\mathbf{e}_{i,1}^u,\mathbf{e}_{i,2}^u,\ldots,\mathbf{e}_{i,N}^u\right]$
- 4. 由于模型还没有调整好,用户嵌入可能会不准确,模型首先忽略 neighboring user embeddings,直到模型调整好了再将他们加入训练
  - 1.  $e_i^u$  和  $\left[\mathbf{e}_{i,1}^t, \mathbf{e}_{i,2}^t, \dots, \mathbf{e}_{i,K}^t\right]$  是同步更新的,而  $\left[\mathbf{e}_{i,1}^u, \mathbf{e}_{i,2}^u, \dots, \mathbf{e}_{i,N}^u\right]$  是周期性更新的
- 5. 将GNN应用在嵌入上,输出是 $h_i^t$ , $\left[\mathbf{h}_{i,1}^t, \mathbf{h}_{i,2}^t, \dots, \mathbf{h}_{i,K}^t\right]$ 和 $\left[\mathbf{h}_{i,1}^u, \mathbf{h}_{i,2}^u, \dots, \mathbf{h}_{i,N}^u\right]$



$$I_{xx} = \int \int_R y^2 f(x,y) \cdot dy dx$$

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}(\xi) \, e^{2\pi i \xi x} \, d\xi$$



#### 这是一段python代码



### 更多marp的image syntax





Fruit	Colour	Amount	Cost
Banana	Yellow	4	£1.00
Apple	Red	2	£0.60
Orange	Orange	10	£2.50
Coconut	Brown	1	£1.50

# 居中的表格



## 我是什么东西

表头	表头	表头
单元格	单元格	单元格
单元格	单元格	单元格

#### 注释/引用



我是正文, 我是正文, 我是正文, 我是正文, 我是正文, 我是正文 我是正文 我是正文 我是正文