

[深度模型] 阿里KDD2020多兴趣召回模型ComiRec

原创 xxxhuang 推荐算法学习笔记 9月15日

本文介绍的是阿里在kdd2020发表的多兴趣召回模型ComiRec。ComiRec主要聚焦在如何用多个embedding来表征同一个用户，从用户的行为序列捕捉用户兴趣的多样性。

paper名称为《Controllable Multi-Interest Framework for Recommendation》

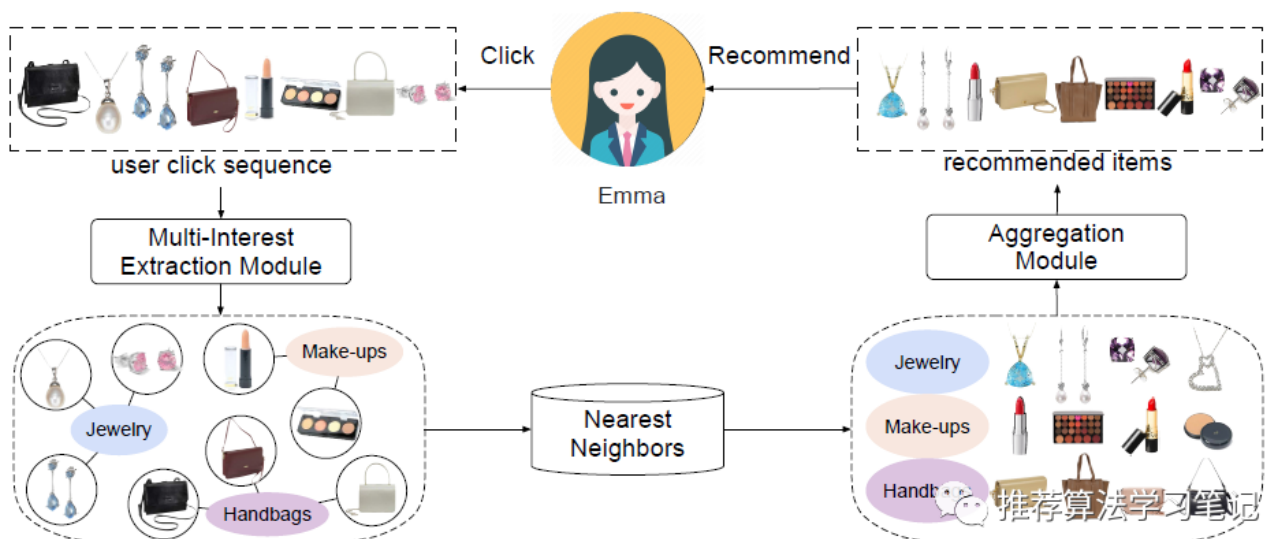
一. 需要了解的背景知识

(1) Attention机制，paper为《Attention is all you need》

(2) 胶囊网络，paper为《Dynamic Routing Between Capsules》

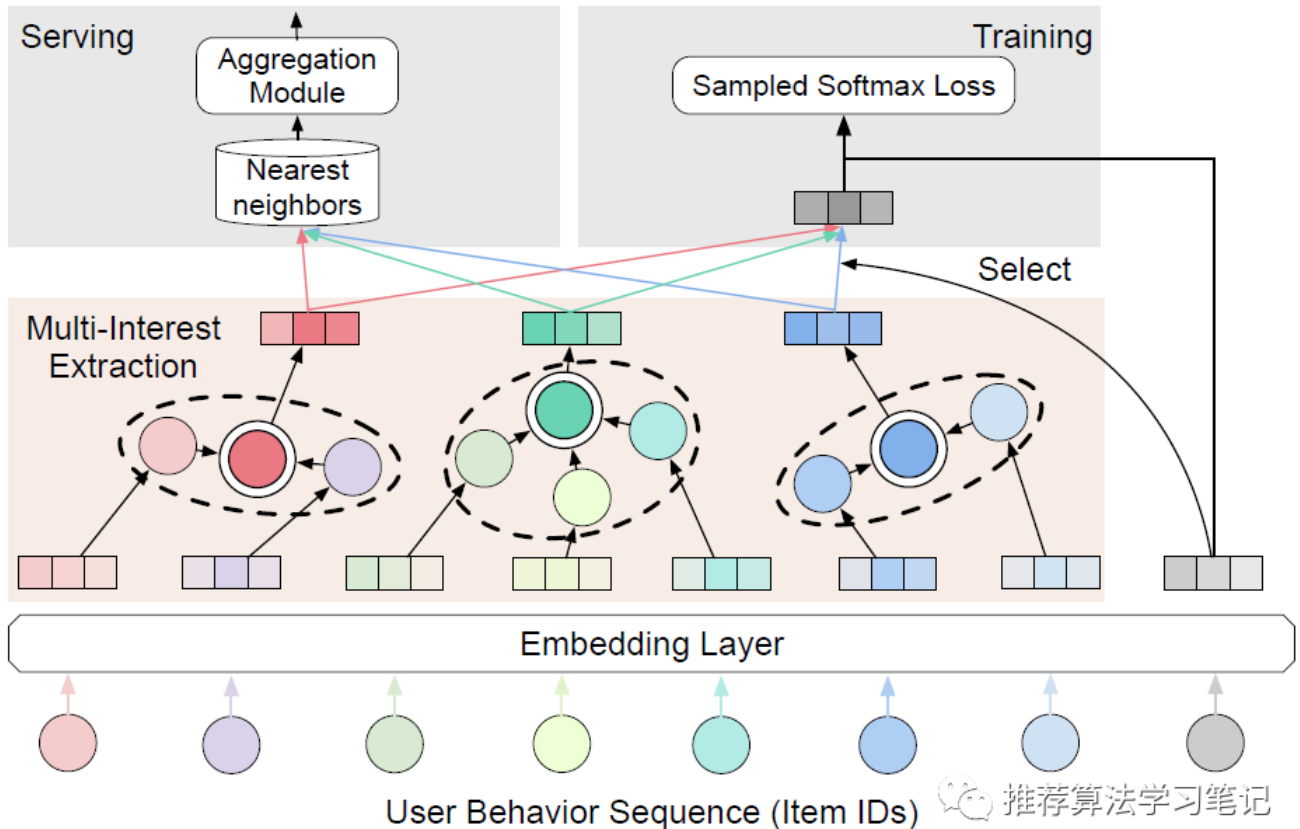
如果对Attention机制和胶囊网络不熟悉，建议先查阅相关资料。

二. ComiRec整体架构



如上图所示，Emma在逛电商网站，从她点击的历史物品来看，她对珠宝、包包和护肤品感兴趣。Multi-Interest Extraction Module可以从她的点击序列中捕捉到这3个兴趣点。利用每个兴趣点生成的embedding，通过近邻算法分别找到和这个兴趣点最相似的items，最后再将这些items通过一个Aggregation Module来得到最终需要推荐的top-N个items。

三. 多兴趣框架



如上图所示，模型的输入为用户的行为序列，也就是用户点击过的item IDs的列表。这一些item IDs首先会经过Embedding Layer生成对应的item embeddings。

然后这一些item embeddings通过一个Multi-Interest Extraction模块，就可以生成用户的兴趣embeddings。这些兴趣embeddings便可以用来进行模型训练和模型serving。

在training阶段，和目标embedding最相似的兴趣embedding将会被挑选出来计算sampled softmax。

在serving阶段，每一个兴趣embedding将会分别找出和它最近的top-N个items，然后把这些items放入到Aggregation模块中，通过权衡推荐的准确性和多样性，来选出最终推荐的top-N个视频。

下面分别对Multi-Interest Extraction模块，模型训练方法和Aggregation模块做更详细的叙述。

四. Multi-Interest Extraction模块

在Multi-Interest Extraction模块，paper作者提出了两种方式来提取用户的兴趣embedding。一种是使用胶囊网络的Dynamic Routing，一种是使用Self-Attention。

(1) Dynamic Routing

在使用胶囊网络的Dynamic Routing时候，初始胶囊是用户行为序列embedding，输出便是用户的兴趣embeddings。Dynamic Routing的伪代码如下图所示

Algorithm 1: Dynamic Routing

Input: primary capsules e_i , iteration times r , number of interest capsules K

Output: interest capsules $\{v_j, j = 1, \dots, K\}$

```

1 for each primary capsule  $i$  and interest capsule  $j$ : initialize
   $b_{ij} = 0$ .
2 for  $iter = 1, \dots, r$  do
3   for each primary capsule  $i$ :  $c_i = \text{softmax}(b_i)$ .
4   for each interest capsule  $j$ :  $s_j = \sum_i c_{ij} W_{ij} e_i$ .
5   for each interest capsule  $j$ :  $v_j = \text{squash}(s_j)$ .
6   for each primary capsule  $i$  and interest capsule  $j$ :
      $b_{ij} = b_{ij} + v_j^\top W_{ij} e_i$ .
7 return  $\{v_j, j = 1, \dots, K\}$ 

```

 推荐算法学习日记

(2) Self-Attention

在Self-Attention的时候，可以通过下面的公式来得到各个兴趣embedding的attention得分

$$a = \text{softmax}(w_2^\top \tanh(W_1 H))^\top, \quad \text{推荐算法学习日记}$$

其中 H 是 $d \times n$ 维的矩阵， d 表示item embedding的维度， n 表示序列的长度。

w_2 和 W_1 的大小分别为 d_a 和 $d_a \times d$ ，最终得到的 a 是一个 n 维的向量

假设我们最终要生成 K 个兴趣点，那么注意力向量 a 就可以改写成矩阵 A ，如下所示

$$A = \text{softmax}(W_2^\top \tanh(W_1 H))^\top, \quad \text{推荐算法学习日记}$$

其中 W_2 是大小为 $d_a \times K$ 的矩阵

最终的用户兴趣向量则表示为

$$V_u = HA, \quad \text{推荐算法学习日记}$$

五. 模型训练方法

在模型训练的时候，我们将兴趣embeddings分别和目标embedding做内积，然后比较后取出最大的兴趣embedding对目标embedding做预测。公式如下所示

$$v_u = V_u[:, \arg\max(V_u^\top e_i)], \quad \text{推荐算法学习日记}$$

六. Aggregation Module

假如每个用户有3个兴趣embeddings，每个兴趣embedding召回了10个items，那么一共召回了30个items。但是我们最终只要10个items，那么怎么从30个items里面挑选出10个呢？

最直观的做法就是将这30个items和用户的3个兴趣点分别做内积，然后挑选出内积最高的10个视频。公式如下所示

$$f(u, i) = \max_{1 \leq k \leq K} (\mathbf{e}_i^\top \mathbf{v}_u^{(k)}),$$

 推荐算法学习日记

其中 $\mathbf{v}_u^{(k)}$ 表示用户u的第k个兴趣embedding

为了权衡兴趣的准确性和多样性，可以额外增加一个函数g来表示多样性，公式如下所示

$$Q(u, S) = \sum_{i \in S} f(u, i) + \lambda \sum_{i \in S} \sum_{j \in S} g(i, j).$$

 推荐算法学习日记

其中

$$g(i, j) = \delta(\text{CATE}(i) \neq \text{CATE}(j))$$

 推荐算法学习日记

δ 是指示函数，CATE表示item的分类

七. 总结

以上便是阿里多兴趣召回ComiRec的全部内容。如果有问题，欢迎随时和我联系~

喜欢此内容的人还喜欢

吸毒+丑闻，坑爹儿女差点给拜登拖后腿，还记得天堂大哥的遗愿么？

环球人物

抱歉，全网吐槽的凡尔赛文学我骂不出口

独立鱼电影