12月第二次汇报

刘寰硕, 2022/12/9

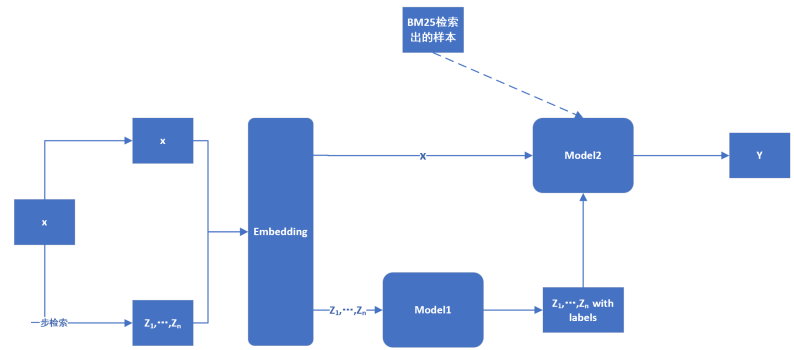
目录

课题背景

1. 缩短RIM的检索时间使之落地
2. 引入更精细的特征建模方式提升效果

原方案

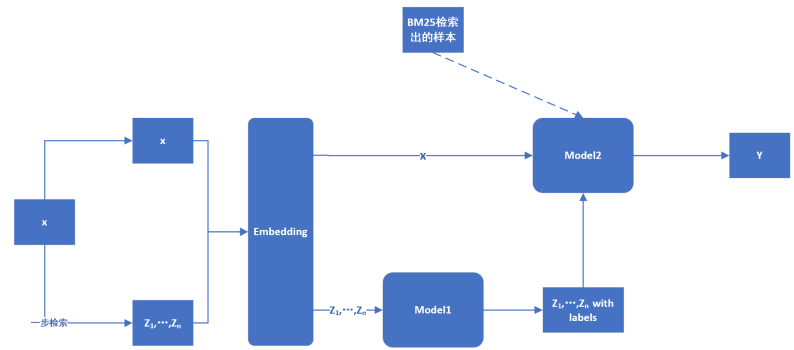
1. 参考：GAN, Actor Critic, 知识蒸馏
2. 思想：我们不去检索相似的样本，而是利用user，item本身的性质去构造样本
   - 假定来了一条instance (u, i)
   - 找到 u 曾经访问过的所有item $\mathcal{I}$ (取10个)
   - 找到所有访问过 i 的user $\mathcal{U}$ (取10个)
   - 将 $\forall(u, i) \in \mathcal{U} \times \mathcal{I}$ 作为(u, i)的邻居丢入Gen
   - 取Gen中分数排前25%和后25%的以及实际出现过的作为丢入Dis中的“邻居”
3. 网络:
   1. Dis: RIM(一个能够Aggregate邻居特征的网络)
   2. Gen: DeepFM(一个足够简单，足够快能够产生label(置信度)的网络)



原方案

遇到的问题

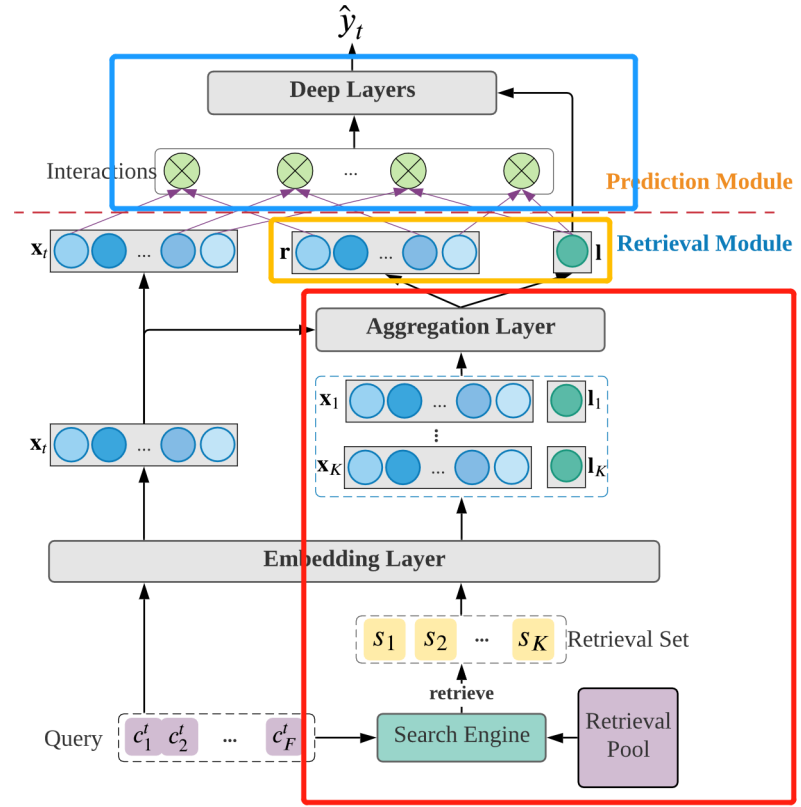
1. 处理流程非常复杂且不智能
    1. u或i一步检索的对象不够预设的数量甚至为空时，需要对user，item本身进行padding
    2. 一个user id或者一个item id会有对应多个特征的情况。比如一个物品属于多个类(不合理但是有这种情况)，需要从类中采样
    3. 构造样本时需要进行笛卡尔积，同时会出现真实label和预测label混在一起的情况
2. 最重要：数据量非常大，即使是使用稀疏矩阵存储也只能减少存储空间而无法加快运算
    1. 放在dataset里训练非常慢
    2. 参考RIM预存数据和我们想要的结果会有些不太一样



原方案

新方案

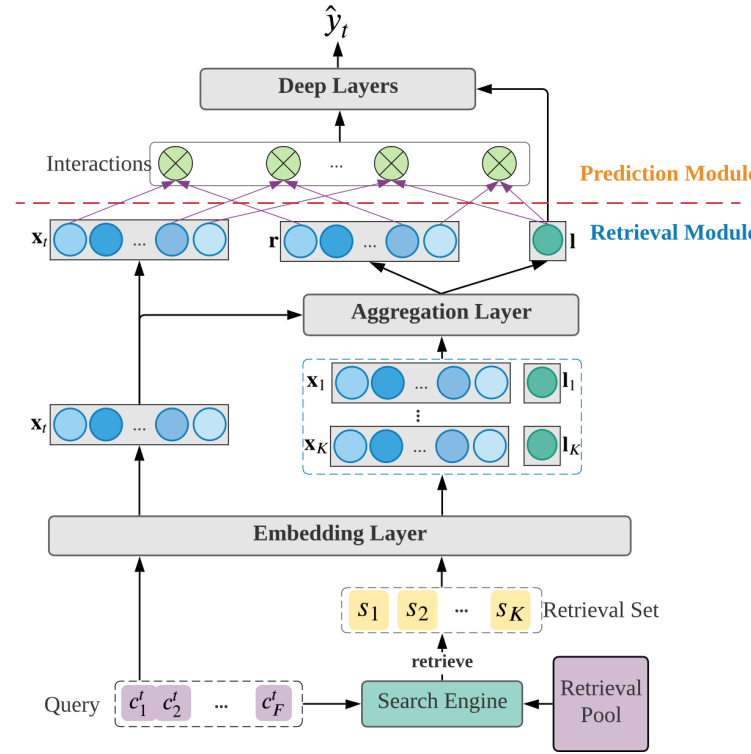
1. 思路：直接学习RIM的聚合特征，将这个任务转换成一个预训练任务，最终希望得到预训练好的embedding和聚合特征，兼具性能和其他模型的兼容性
    1. 利用一个简单的网络代替红框的部分(检索+聚合)去学习黄色框中的向量
    2. 将蓝色框中的向量换成任意一种模型(DeepFM,xDeepFM,DIN,DIEN)
2. 步骤：
    1. Pretrain
    2. Further Pretrain
    3. Finetune



新方案(图片来自RIM原论文)

Pretrain

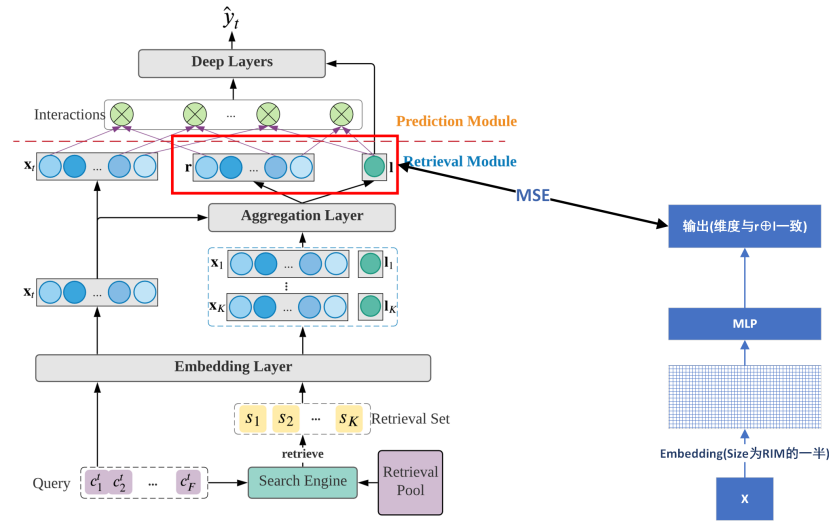
预训练一个RIM



Pretrain(图片来自RIM原论文)

Further Pretrain

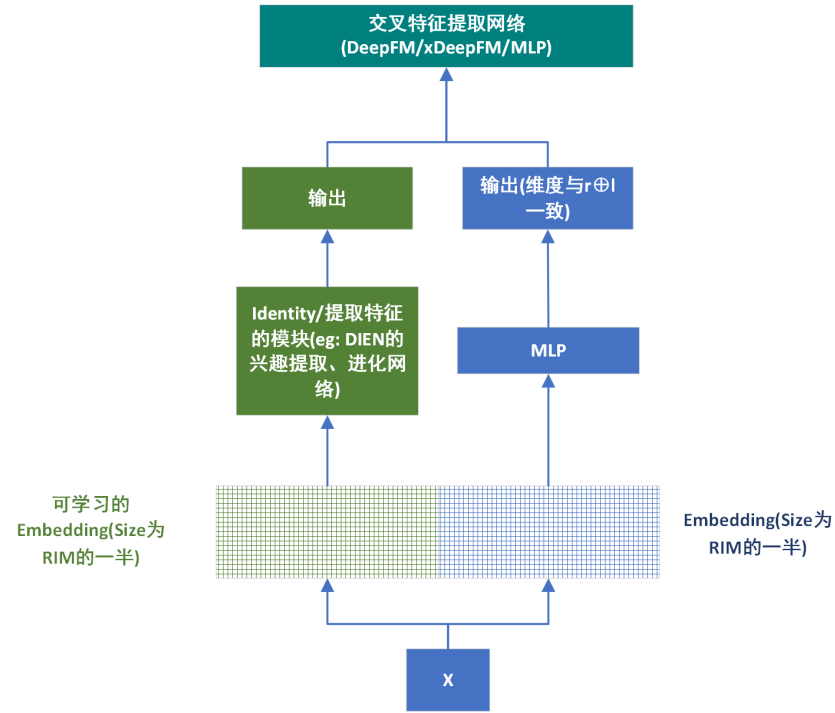
1. 用Embedding+MLP去逼近RIM中的聚合特征(红框的部分)
2. Embedding Size是原生RIM的一半
3. 可以引入对比学习、无法引入GAN



Pretrain(图片来自RIM原论文)

Finetune

1. 最终的Embebdding Layer是由可学习的Embedding(Size为RIM的一般)和Further Pretrain中预训练出的Embedding组合而成的
2. 右边蓝色的网络是固定的，左边绿色的部分是可学习的；分别建模短期和长期(检索)特征
3. 最终预期的推理和训练时间不会比普通模型多太多



Finetune

下一步计划

1. 完成不同模型的效果测试
2. 读更多文献看看是否有方案可以借鉴