

Deep Match to Rank Model for Personalized Click-Through Rate Prediction

Ze Lyu, Yu Dong, Chengfu Huo, Weijun Ren

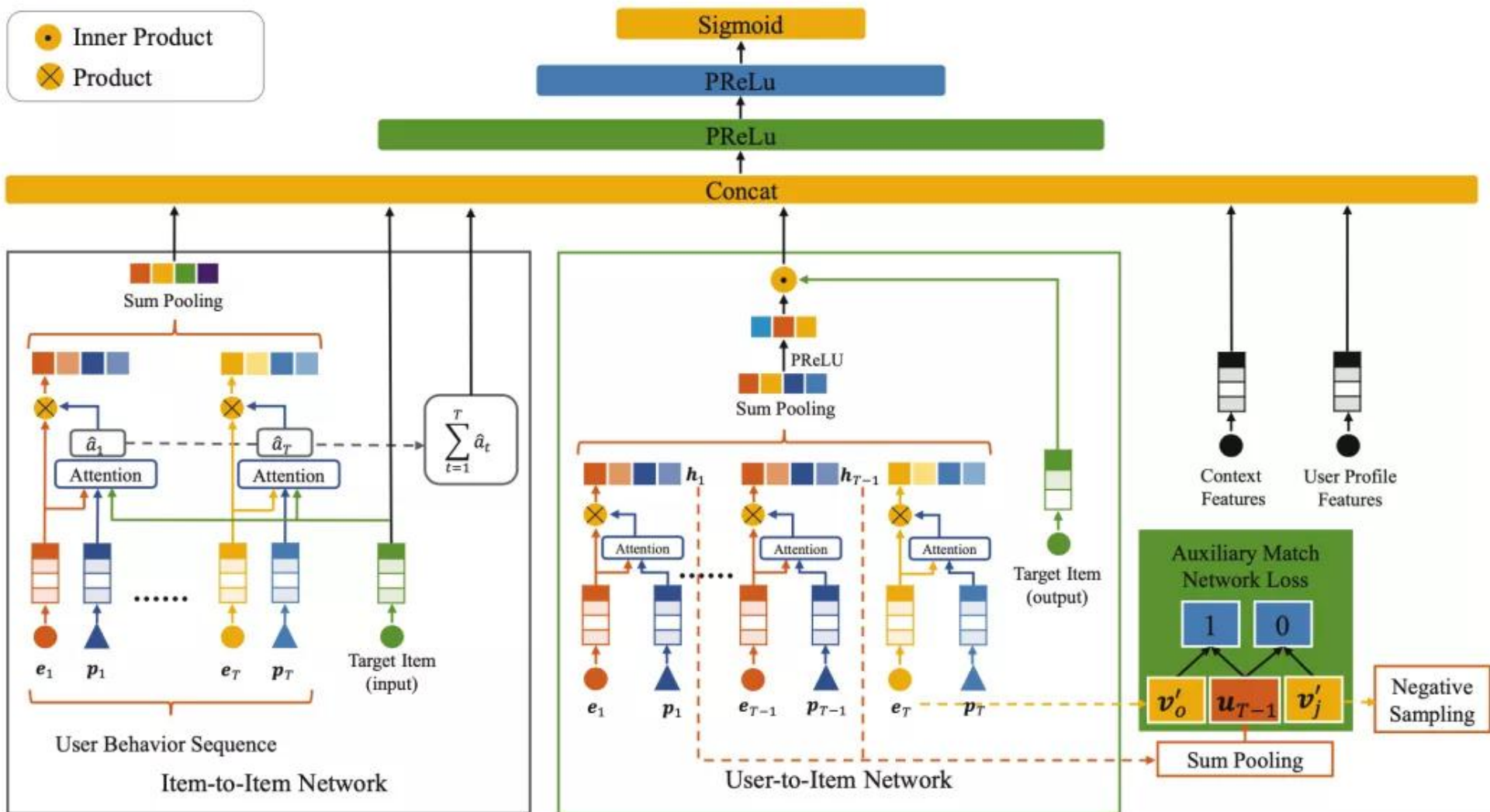
Alibaba Group

{lvze.lz, dongyu.dy, chengfu.huocf, afei}@alibaba-inc.com

1. Introduction

- **现象：** 目前很多模型的研究都集中在自动学习特征交互和增强模型的表达方面，如 Wide&Deep、PNN 等，也有一些模型想着去从用户行为序列中挖掘用户的潜在兴趣，如 DIN、DIEN；
- **痛点：** 忽视了 user-to-item 的相关性，而用户与物品的相关性可以直接度量用户对目标物品的个性化偏好；
- **方法：** 协同过滤天然可以度量 U2I 之间的相关性；
- **结果：** 提出 DMR 模型，主要是融合了 CF 的思想，利用 U2I CF 和 I2I CF 分别构建了两个子网络来表征 U2I 相关性。

2. DMR



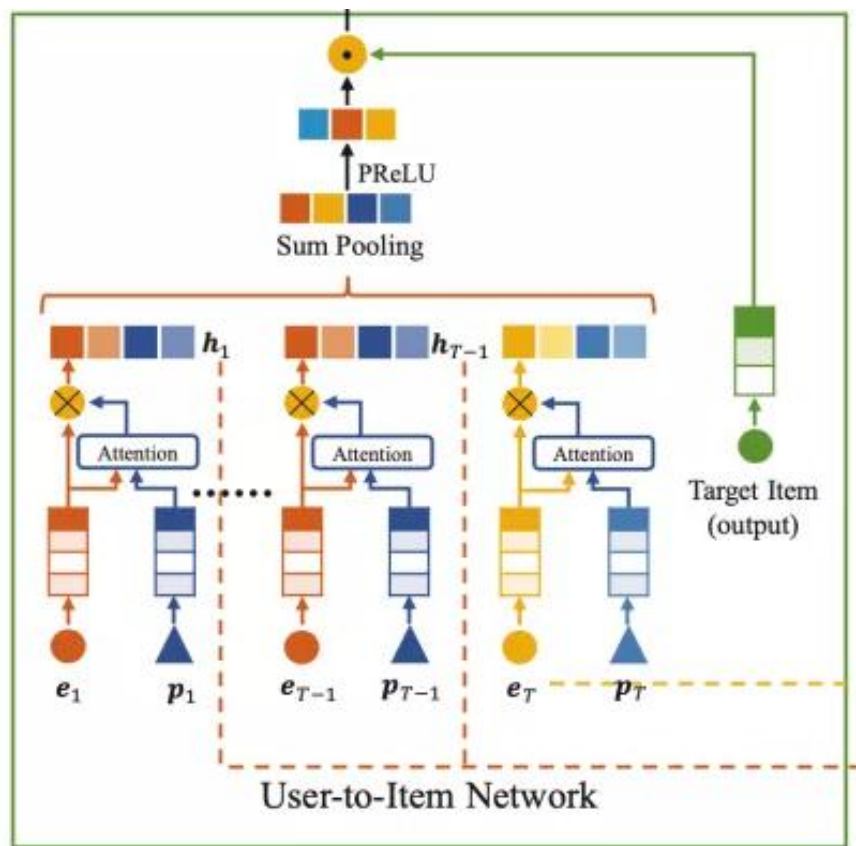
2.1 U2I

现象：目前的 Attention 无视用户行为的顺序，并直接对物品表征进行平均池化来获得用户表征；

问题：用户最近行为更能代表用户兴趣；不同表征重要性不同

解决：

- 采用了带有位置编码的 Attention 来对不同行为进行加权作为用户表征；
- 通过加权求和的池化操作和一个全连接层得到最终的用户表征。

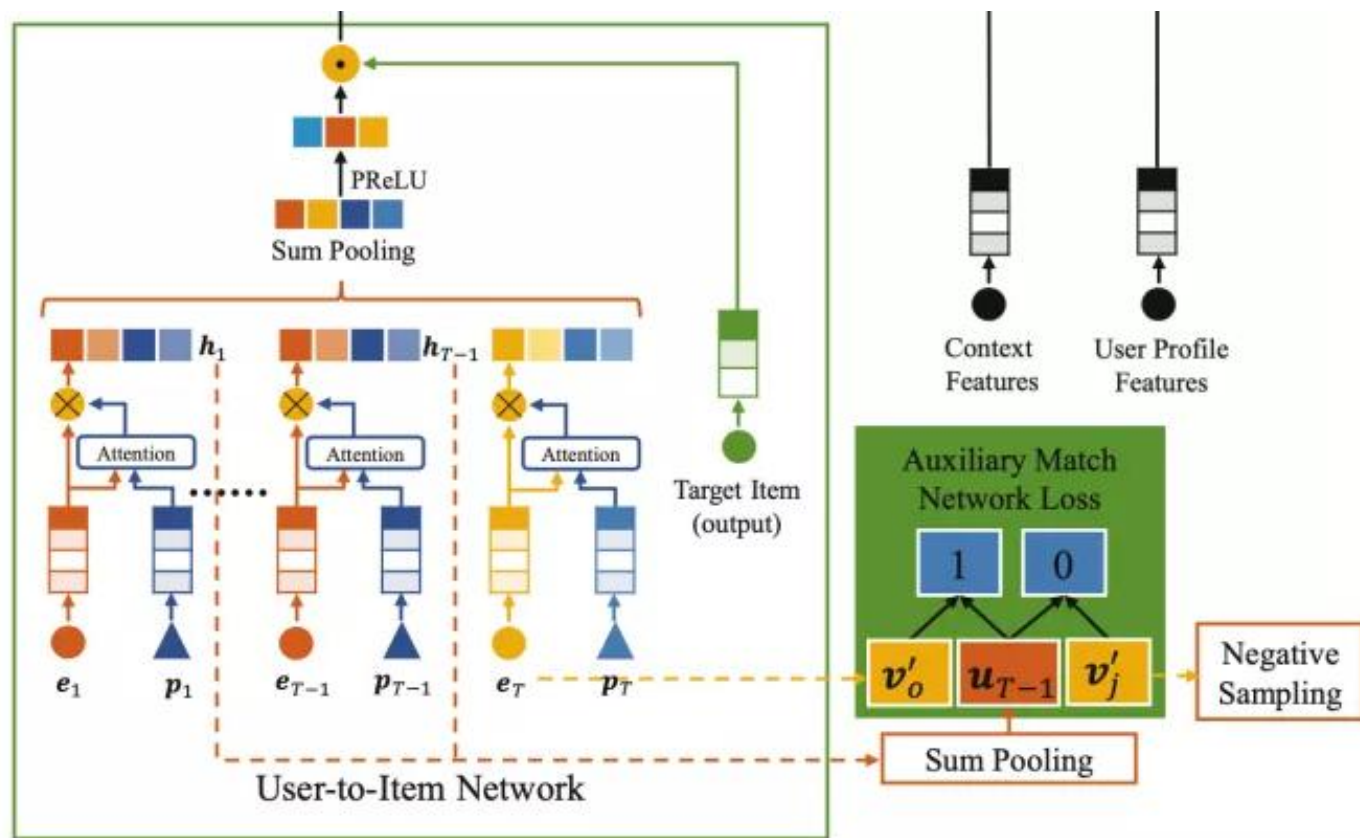


$$a_t = \mathbf{z}^\top \tanh(\mathbf{W}_p \mathbf{p}_t + \mathbf{W}_e \mathbf{e}_t + \mathbf{b}),$$
$$\alpha_t = \frac{\exp(a_t)}{\sum_{i=1}^T \exp(a_i)},$$

Attention 网络有三个被简化了的细节：

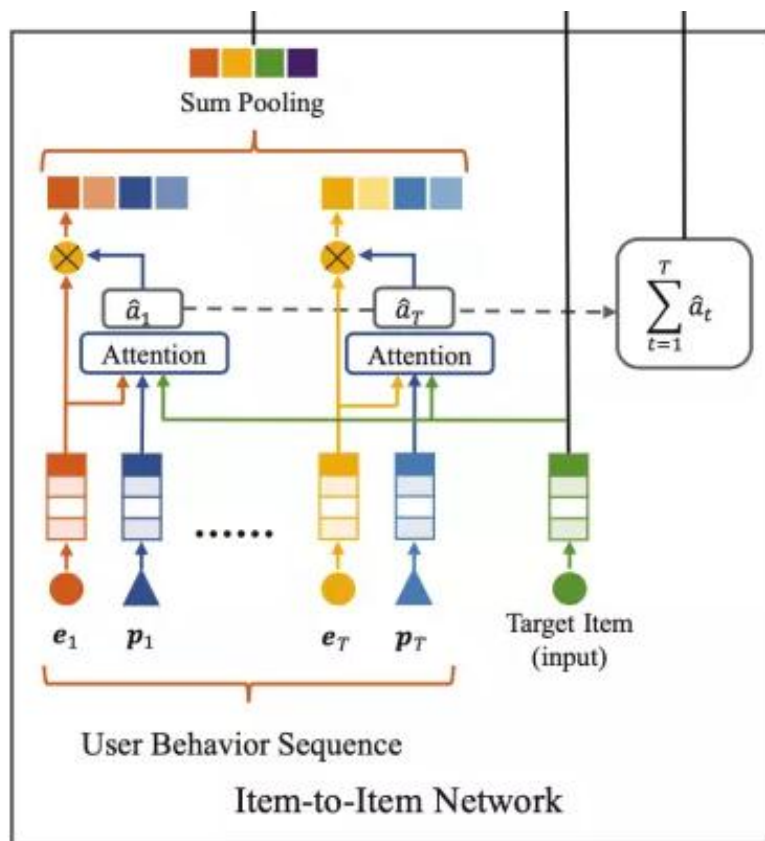
- 可以加更多对的隐层以获得更好的表征；
- 除了位置编码，还可以添加更多的上下文特征如行为类别、持续时间等；
- 用户行为采用倒序，以使得最近行为在第一个位置。

2.1 U2I



- 用内积表示 U2I 的相关性，从而对 CTR 预测有正向效果。但从反向传播的角度来看，仅仅通过点击很难学出这样的效果；
- 为此，作者加入了**辅助召回网络** (Auxiliary Match Network) 引入用户行为作为 label 来帮助原来的网络进行学习；
- 辅助网络作用是根据前 $T-1$ 个行为来预测第 T 个行为，属于多分类问题。考虑计算量问题，所以使用 negative sampling 简化计算。
- 最终的损失函数为：CTR+辅助网络；
- 从这一块可以看到，U2I 网络是**将排序和召回两者以统一的方式进行了联合训练**。

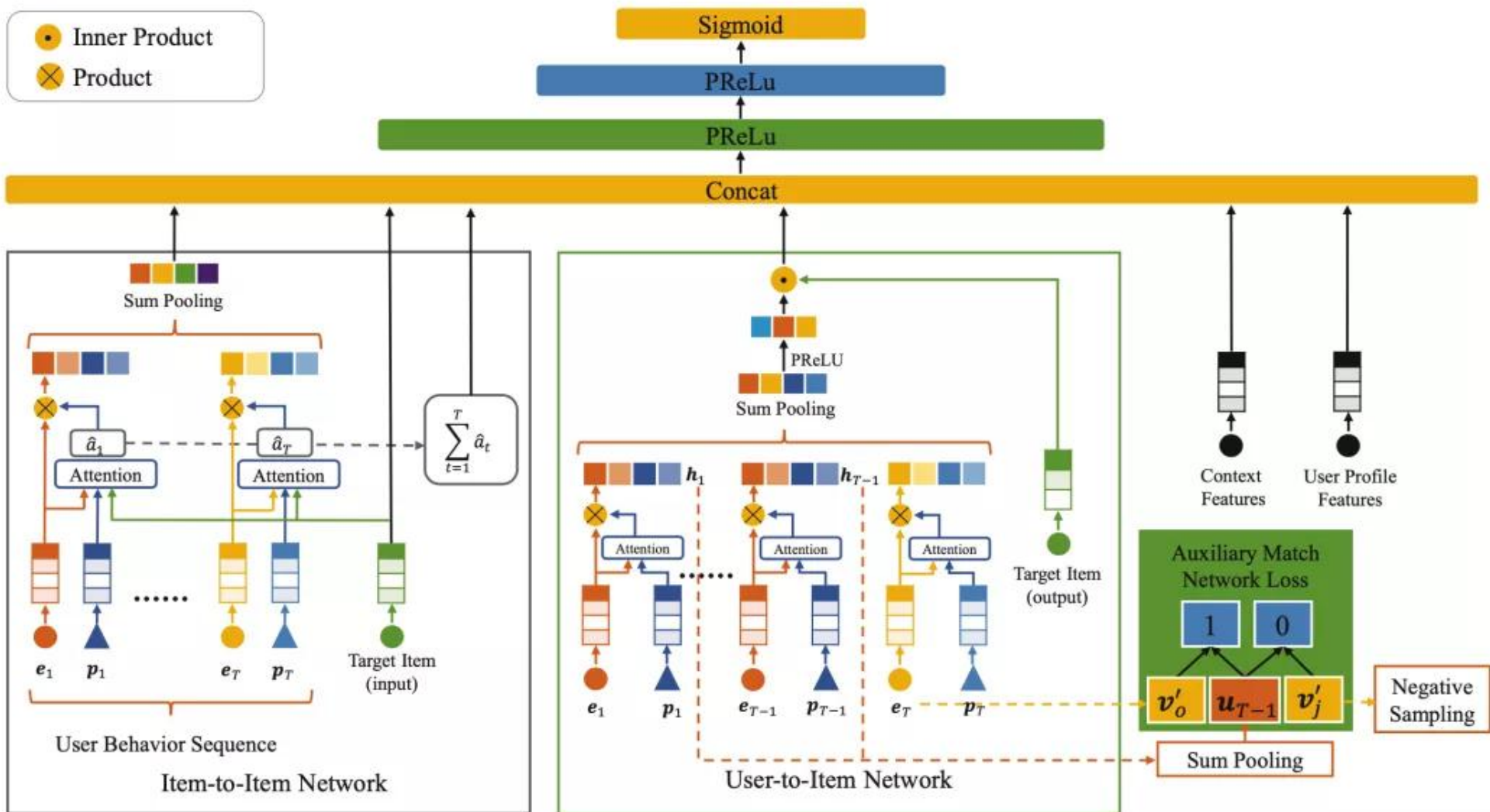
2.2 I2I



- U2I 网络通过内积表达 U2I 的相关性，而 I2I 网络则通过计算 I2I 的相似性表征 U2I 的相关性；
- 参考 DIN 网络的做法，作者以目标商品为 query 对用户行为序列做 attention，从而区分不同行为的重要程度，最后加权求和便得到了另一种 U2I 相关性表达，并通过加权求和的池化操作得到结果；
- I2I 网络使用 Additive attention 形式进行计算，区别于 U2I 网络的 Dot-product Attention，可以增强表达能力；
- 除了 U2I 相关性表征，I2I 网络也将计算出的用户表征输入到 MLP 中。

$$\hat{a}_t = \hat{\mathbf{z}}^\top \tanh(\hat{\mathbf{W}}_c \mathbf{e}_c + \hat{\mathbf{W}}_p \mathbf{p}_t + \hat{\mathbf{W}}_e \mathbf{e}_t + \hat{\mathbf{b}}),$$

2. DMR



3. Experiments

Method	Public		Industrial	
	AUC	RI	AUC	RI
LR	0.6394	0.00%	0.6739	0.00%
Wide&Deep	0.6408	0.22%	0.6783	0.65%
PNN	0.6415	0.33%	0.6793	0.80%
DIN	0.6416	0.34%	0.6856	1.74%
DIEN	0.6420	0.41%	0.6871	1.96%
DMR	0.6447	0.83%	0.6921	2.70%

线上实验通过 AB 测试，相对 DIN 来说，CTR 提升 5.5%，DPV 提升12.8%。

Method	Public		Industrial	
	AUC	RI	AUC	RI
DMR I2I ^a	0.6424	-0.36%	0.6901	-0.29%
DMR U2I ^b	0.6444	-0.05%	0.6916	-0.07%
DMR-NO-AM ^c	0.6432	-0.23%	0.6905	-0.23%
DMR-NO-PE ^d	0.6438	-0.14%	0.6890	-0.45%
DMR-Double ^e	0.6439	-0.12%	0.6910	-0.16%
DMR	0.6447	0.00%	0.6921	0.00%

^a DMR with Item-to-Item Network alone

^b DMR with User-to-Item Network alone

^c DMR without the auxiliary match network

^d DMR without positional encoding in User-to-Item Network

^e DMR with double-sized item embedding while sharing the embedding

4. Conclusion

- DMR 提供了一个 Matching 和 Ranking 联合训练的思路，U2I 相关性表征的模块也可以很容易嵌到现有的 CTR 模型中，相当于在原来的模型上加了一些有效的特征。
- 贡献：
 - 指出了 CTR 领域捕获 U2I 相关性的重要性，并以此提出了 DMR 模型；
 - 设计了一个辅助召回网络去辅佐 U2I 网络的训练。DMR 模型是第一个将召回和排序联合起来训练的模型；
 - 引入注意力机制和位置编码来学习行为的权重；
 - 在公开数据集和工业数据集都取得了不错的成绩，并开放了源码。