

# 阿里巴巴DeepMCP网络详解

阿里巴巴 机器AI学习 数据AI挖掘 6月13日

想了解更多好玩的人工智能应用，请关注公众号“机器AI学习 数据AI挖掘”，“智能应用”菜单中包括：颜值检测、植物花卉识别、文字识别、人脸美妆等有趣的智能应用。。



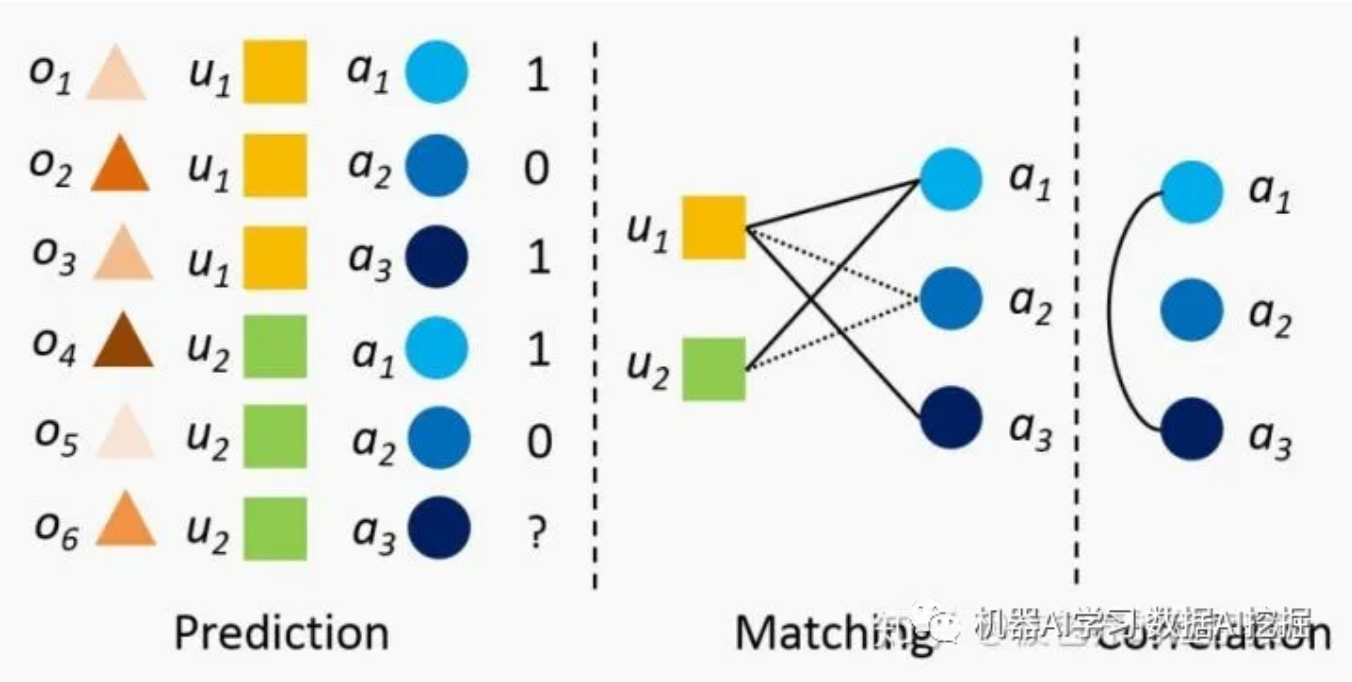
## 一、创新点

- 1、不同于传统的CTR预估模型刻画特征-CTR之间的联系，本文进一步挖掘用户-广告、广告-广告之间的信息从而使得系统对于特征-CTR之间联系的刻画更加准确
- 2、采用multi-model的方式进行联合训练，不同子网络从不同角度挖掘用户-广告、广告-广告之间的内在联系

## 二、论文背景

文章在2.1小结具体举了一个例子来说明DeepMCP网络要解决的问题，即通过传统的CTR网络是很难挖掘出用户与用户之间的关联（通过用户-广告之间的信息间接反应）以及广告-广告之间的关联。尤其是当一个新的用户访问的时候以及新的广告投放的时候，我们的模型是很难对这部分用户和广告进行预测的（即冷启动问题），我认为DeepMCP模型通过额外的两个子网络能够从一定程度上捕获用户-广告、广告-广告之间的关联，这对于解决冷启动问题是有

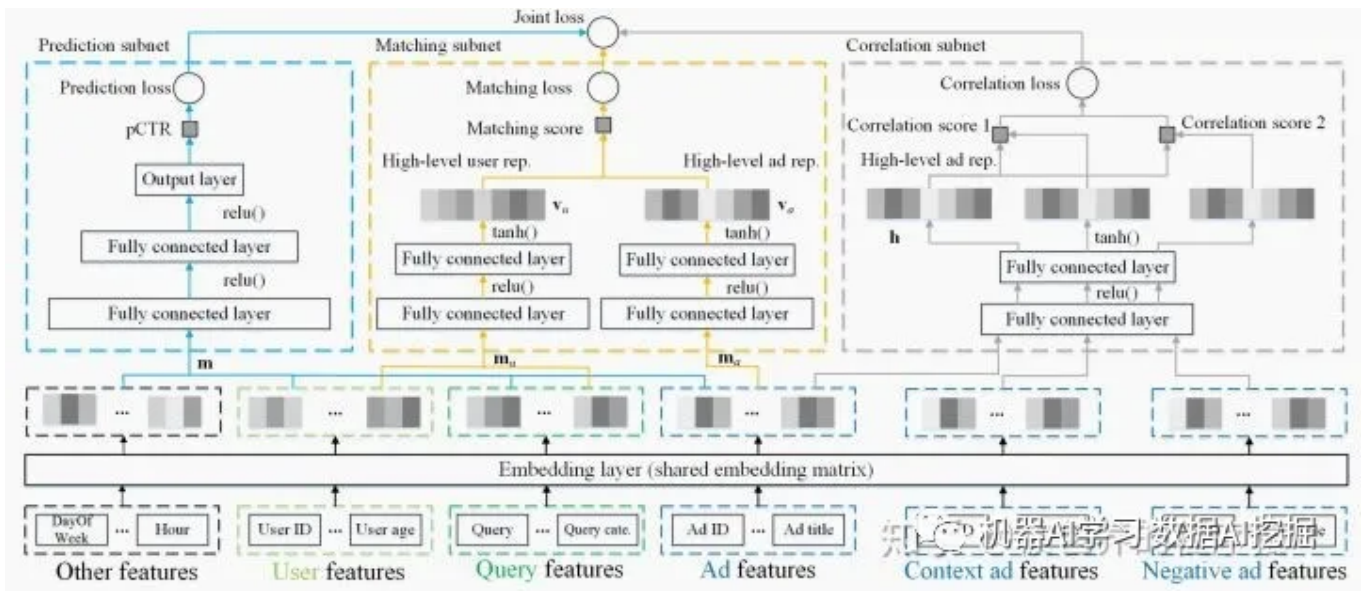
帮助的，同时额外的两个子网络也有助于提升prediction网络Embedding层的表征能力。这里给出文章中具体的例子如下



其中u表示用户信息，a表示广告信息，o表示其他信息，从图中可以发现，matching网络主要负责挖掘用户-广告之间的信息，用户1和用户2都点击了广告1和广告2，我们可以认为用户1和用户2之间存在很大的相似，同时用户1点击了广告3，当我们需要预估用户2对于广告3的CTR时，matching网络就可以为我们提供一些有用的信息。对于correlation网络来说也是同理的。所以我认为DeepMCP网络一方面可以从一定程度上解决冷启动的问题，另一方面有效提升了prediction网络的表征能力，从而提升pCTR的准确性。

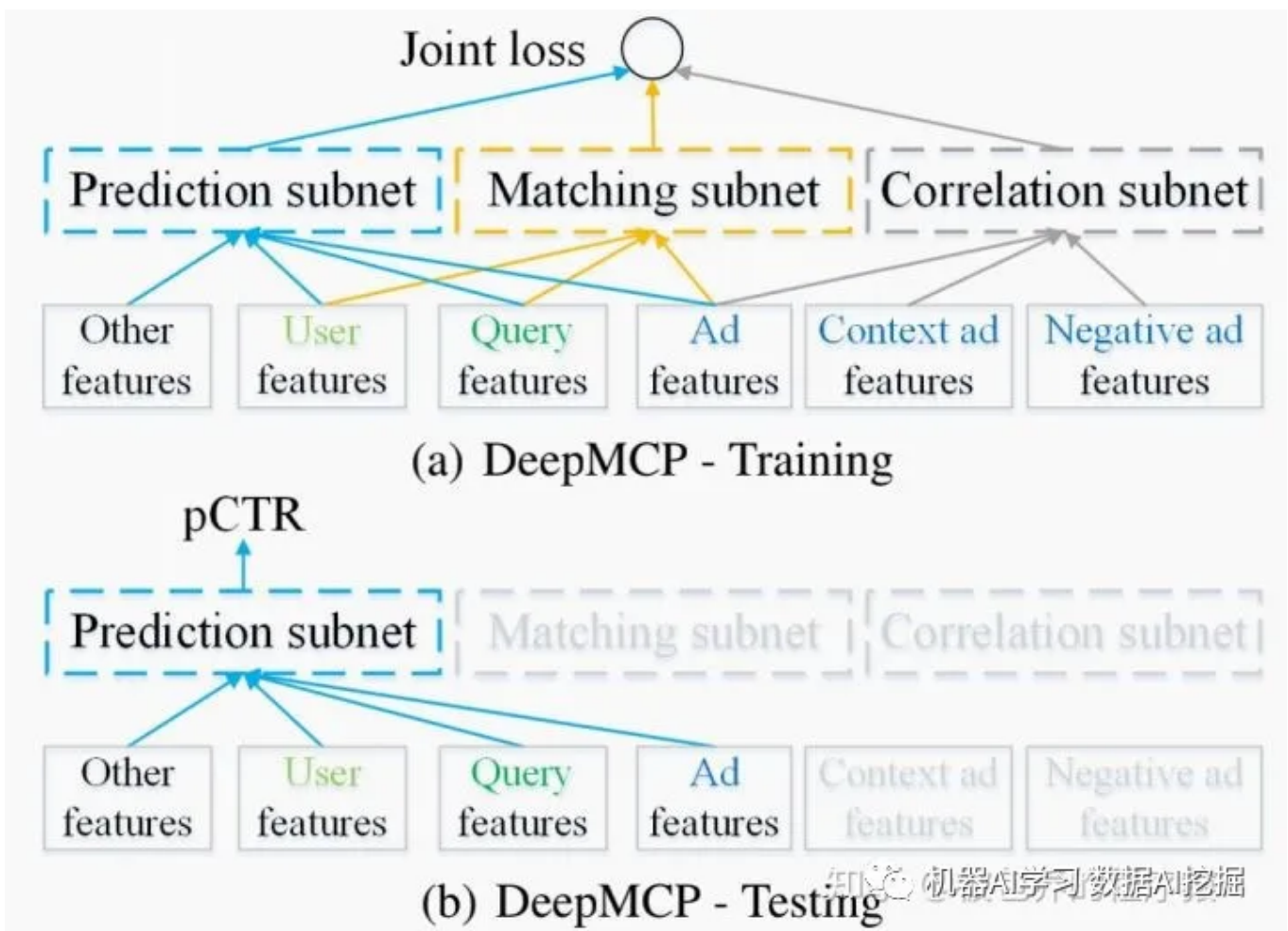
### 三、DeepMCP模型

首先需要说明的是DeepMCP网络中的MCP分别指代三个子网络，即matching subnet (M)、correlation subnet (C)、prediction subnet (P)，其中matching subnet负责挖掘用户-广告之间的联系，correlation subnet负责挖掘广告-广告之间的联系，prediction subnet负责挖掘特征-CTR之间的联系。这三个子网络是采用联合训练的方式共同进行训练，同时三个子网络共享Embedding网络，这样matching subnet和correlation subnet网络的更新也会影响到Embedding网络，从而影响prediction subnet的效果。整体的网络结构如下图所示



DeepMCP网络结构

需要指出的是，在训练过程中，各个子网络联合训练，在预测的时候，只需要prediction subnet输出预测的pCTR即可



## 1、prediction subnet

prediction subnet就是传统的DNN pCTR网络，即各个group的特征经过Embedding网络后得到多个Embedding向量（需要进行pooling操作），然后将这些Embedding向量拼接

起来形成向量 $m$ ，然后将向量 $m$ 喂给后续的多层全连接网络，最后一层网络的数据就是pCTR，这个是现在最为普遍的pCTR DNN网络。prediction subnet的损失函数如下所示

$$\text{loss}_p = -\frac{1}{|\mathbb{Y}|} \sum_{y \in \mathbb{Y}} [y \log \hat{y} + (1 - y) \log(1 - \hat{y})]$$

## 2、matching subnet

matching subnet负责挖掘用户-广告之间的信息（反应用户与广告是否匹配），该子网络的结构也比较简单，类似于向量化召回里用到的双胞胎DNN结构。整个网络核心思想就是分别学习得到两个Embedding向量，分别是用户侧Embedding向量和广告侧Embedding向量，然后利用这两个Embedding向量计算得到一个matching score，具体matching score计算公式如下

$$s(\mathbf{v}_u, \mathbf{v}_a) = \frac{1}{1 + \exp(-\mathbf{v}_u^T \mathbf{v}_a)}$$

这里有一些细节问题，首先全连接网络的最后一层的激活函数是tanh而不是relu，主要是因为采用relu的话，最后一层的数据会包括很多零值，这会使得计算得到的matching score更趋近于零。其次，在对matching score进行建模的时候，有两种方式一种是采用point-wise的方式，另外一种是采用paire-wise的方式，文章中采用的是point-wise的方式，这种方式认为用户点击了广告对应的label（matching score）就为1，采用这种方式可以直接复用prediction subnet的训练数据集。matching subnet的损失函数如下所示

$$\text{loss}_m = -\frac{1}{|\mathbb{Y}|} \sum_{y \in \mathbb{Y}} [y(u, a) \log s(\mathbf{v}_u, \mathbf{v}_a) + (1 - y(u, a)) \log(1 - s(\mathbf{v}_u, \mathbf{v}_a))]$$

## 3、correlation subnet

correlation subnet主要负责挖掘广告-广告之间的关联，通常我们认为对于一个用户的广告点击序列来说，在一定的时间窗口内部，广告之间是存在一定的相关性的。这里用到了skip-gram的思路，对于一个广告点击序列来说，最优化的目标是最大化对数似然函数，即



$$ll = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \sum_{\substack{1 \leq i+j \leq L, j \neq 0 \\ -C \leq j \leq C}} \log p(a_{i+j} | a_i)$$

$L$ 是序列中广告的数量， $C$ 是上下文窗口的大小。对于上式中概率 $p$ 的建模存在很多种方式，如softmax、hierarchical softmax、降采样等，文章采用的是降采样的方式，所以概率 $p$ 如下式所示

$$p(a_{i+j} | a_i) = \sigma(\mathbf{h}_{a_{i+j}}^T \mathbf{h}_{a_i}) \prod_{q=1}^Q \sigma(-\mathbf{h}_{a_q}^T \mathbf{h}_{a_i})$$

在此基础上correlation subnet的损失函数被定义为最小化平均对数似然函数的负值，即

$$\begin{aligned} \text{loss}_c = & \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \sum_{\substack{1 \leq i+j \leq L, j \neq 0 \\ -C \leq j \leq C}} \left[ -\log \left[ \sigma(\mathbf{h}_{a_{i+j}}^T \mathbf{h}_{a_i}) \right] \right. \\ & \left. - \sum_{q=1}^Q \log \left[ \sigma(-\mathbf{h}_{a_q}^T \mathbf{h}_{a_i}) \right] \right]. \end{aligned}$$

#### 4、模型训练过程

由于DeepMCP模型采用的是联合训练的方式，最终在模型训练的时候需要给定一个损失函数，这里定义最终的损失函数为

$$\text{loss} = \text{loss}_p + \alpha \text{loss}_{nc} + \beta \text{loss}_c$$

其中 $\alpha$ 和 $\beta$ 是调节因子，用以调节不同子网络的权重。

#### 5、模型预测过程

模型在预测的时候不需要使用其他子网络，只需要prediction subnet输出最终的pCTR值即可，这就使得在线上部署的时候只需要部署prediction subnet即可

## 四、实验结果

本文选用Avito广告数据集和阿里的广告数据集来做实验，使用DeepMCP模型与LR、FM、DeepFM等模型进行了效果对比，在这两个数据集上的AUC和Logloss表现如下：

	Avito		Company	
Algorithm	AUC	Logloss	AUC	Logloss
LR	0.7556	0.05918	0.7404	0.2404
FM	0.7802	0.06094	0.7557	0.2365
DNN	0.7816	0.05655	0.7579	0.2360
PNN	0.7817	0.05634	0.7593	0.2357
Wide&Deep	0.7817	0.05595	0.7594	0.2355
DeepFM	0.7819	0.05611	0.7592	0.2358
DeepCP	0.7844	0.05546	0.7610	0.2354
DeepMP	0.7917	0.05526	0.7663	0.2345
DeepMCP	<b>0.7927</b>	<b>0.05518</b>	<b>0.7674</b>	<b>0.2341</b>

实验结果

从上面实验结果可以发现，只采用matching subnet和prediction subnet就可以取得不错的AUC提升，同时可以证明matching subnet网络相较于correlation subnet网络带来的提升会更大一些，一种直观的解释是matching subnet不只考虑了广告侧的信息同时也考虑了用户侧的一些信息，同时挖掘用户-广告之间联系的matching subnet与最终的任务关联更直接一些。除此之外，文章还对模型中的各种超参数进行了实验，具体的实验结果可以参考论文中的结果。

## 五、结论

文章采用多任务学习的方式有效挖掘了用户-广告、广告-广告的信息，从而对于Embedding网络的学习提供了帮助，进而提升prediction subnet的表征能力，而且模型在实际线上部署的时候应该也比较简单，只需要单独部署prediction subnet到线上即可，不需要部署全部的子网络，从离线实验结果来看效果还是比较明显的，如果能有线上A/B Test的一些实验效果就更好了，毕竟只有经过线上生产环境检验之后的模型才是真正work的，文章的作者提取提供了一种全新的思路与尝试。