AFM：Attention

DIN：广告激励之

$V_{user} = \sum_{i}^{N} a_i V_i$ — $a_i$：候选广告与历史广告的 Embedding；$V_i$：user

$= \sum_{i}^{N} f(V_i, V_{cand}) V_i$

$f(V_i, V_{cand})$：全连接层

group → user

小步骤 model 模型 对 user 历史 Query 的权重

改进后 DIN

output $g_i$

Q：考虑用户行为序列

2个改进

attention

= 总的特征

average

concat

1、avg pooling ✓

2、Attention ✓

3、？

[id23, id19 … id1]

avg pooling1

avg_pooling2

高维：id、行为类别 position 2D个

变为id

id23 id 的 属性

id19 id 的 属性

side info 位置

auc：正样本排序在负样本之上

高维地图：

历史：领域、类、次数、时间

cand：item

交叉：算、除、时间 ：cand：历史

DIN：group_auc ：Gauc ：ctr

$\sum_{i} W_i \cdot auc_i$

DeepCross:

$$X_{l+1} = X_0 X_l^T W + b + X_l$$

$$\begin{cases} X_1 = X_0 X_0^T W + b + X_0 \\ X_2 = X_0 X_1^T W + b + X_1 \\ = X_0 (X_0 X_0^T W + b + X_0) \end{cases}$$

加权和 $X_0$

$X_0$ 原始输入

$X_3 = X_0 \cdot f(X_0, X_2)$

$X_{N1} = f(X_0, \cdots, X_{N-1})$

梯度消失

残差连接：ResNet

DeepCross 特征交叉

DeepCross：交叉（显式） <>、哈达玛积、外积

AFM：特征交叉

PNN：特征交叉：原始、交叉特征

User 历史行为信息的提取：序列模式、RNN序列 → 分组（兴趣簇）、Inside 内信息

Attention

1、Attention：计算量小

2、FiBiNet：1. 原始特征的重要性的记录

2、双线性

3、将记录作特征交叉