xDeepFM [2018]

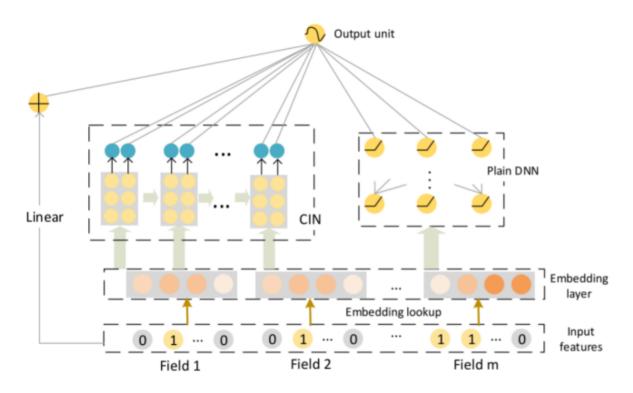
xDeepFM的卖点还是在于显式构造高阶交叉特征,只是和DCN不一样,xDeepFM的特征交叉是**vector-wise**而不是bit-wise的。也就是说,xDeepFM**区分了不同field的embedding**,实现的是"真正的"、像FM一样的特征交叉,而不是像DCN那样"虚假的"特征交叉。

文章上来先diss了一下DCN,指出DCN的本质只是每层给 x_0 乘上不同的系数而已,表达能力有限。而且,DCN的特征交叉是bit-wise的。

0x01. 模型结构

为了解决DCN的问题,xDeepFM中提出了compressed interaction network(**CIN**)模块,来替代DCN中的cross network。

1. 整体模型结构



该模型主要分为三个部分:

- linear: 捕捉线性特征,对应Logistic Regression
- DNN: 隐式地、bit-wise地学习高阶交叉特征
- ★ CIN: 显式地、vector-wise地学习高阶交叉特征

2. CIN模块

其中,CIN模块是xDeepFM模型的核心。CIN模块的目的是完成**显式的、vector-wise的**特征交叉,同时把复杂度控制在**多项式时间**(不能随着阶数上升而指数增长)。

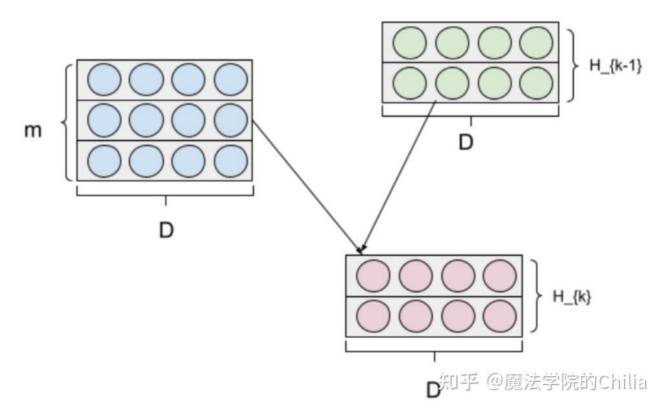
2.1 交互、压缩

对于输入特征,变为embedding之后可以全部拼接起来组成一个矩阵 $X^0\in\mathbb{R}^{m imes D}$,其中m是field的个数,D 是embedding size。第 k-1 层的矩阵记为 X^{k-1} ,但它的第一维是 H_{k-1} 。得到第 k 层的操作可以表示为:

$$X^k[h,:] = \sum_{i=1}^{H_{k-1}} \sum_{j=1}^m W_{i,j}^{k,h}(X^{k-1}[i,:] \odot X^0[j,:])$$

 $m{X}^0[j,:]$ 就表示取出这个矩阵的第 $m{j}$ 行。也就是说,新的feature map中的**每一行**,都是先让上一个feature map的**每一行**,和每一个输入embedding的**每一行**做element-wise乘(哈达玛积),再用一套独有的W做变换后加起来融合的。

原论文中的图比较难以理解,于是我做了一个新的图:



最左边蓝色的图是 X_0 ,右边绿色的图是 X_{k-1} ,现在我们要根据 X_0 和 X_{k-1} 得到 X_k 。 方法就是,对于 X_0 的每一行,都去和 X_{k-1} 的每一行进行哈达玛乘积,经过一个矩阵变换之后相加,得到 X_k 中的一行。这样, X_k 中每行就都包含了k+1阶的信息。

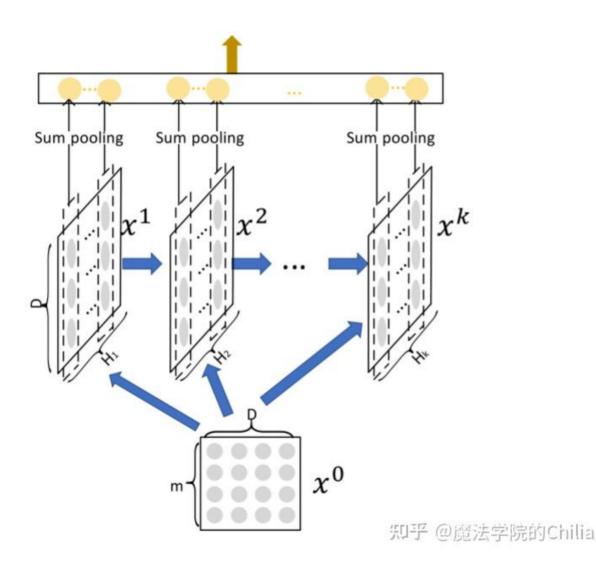
名字中的compressed(压缩)主要就体现在这里。在 k-1 这一层,与原始 X_0 的embedding作用后,通过加权求和,最终剩下有限个embedding拼接的矩阵。交叉的结果并不会无限膨胀。**因此求和这里其实就是做了压缩**。比如我们可以令每一层的 H 都相同,而且是一个比较小的数字。

2.2 再次压缩

像这样操作之后,每一步都会得到一个矩阵

X_k

,先对特征那个维度(D对应的维度)求和,得到一个向量(这一步是不是和内积很像?)。然后把每一层的这个向量都拼在一起,最后再用一层线性层+Sigmoid输出即可。



这一步看起来有点RNN的意思。

0x02. 时间复杂度

$$X^k[h,:] = \sum_{i=1}^{H_{k-1}} \sum_{j=1}^m W_{i,j}^{k,h}(X^{k-1}[i,:] \odot X^0[j,:])$$

假设第0个feature map有m个特征,之后所有的feature map都是H个特征。

那么,计算第k个feature map的**一行**就需要O(HmD)的时间,那么假设所有feature map都有H行,就需要 $O(H^2mD)$ 时间;假设总共有L层,就需要 $O(H^2mDL)$ 时间。复杂度还是比较高的。

0x03. 关于高阶特征交叉的caveat

数学告诉我们,所有阶交叉都加上肯定会好。但是实践中我们要知道,在引入高阶交叉的同时,也需要付出很高复杂度的代价。高阶交叉虽然能够涨点,但是存在投入产出比不高的问题。在实践中,需要明确的是做哪些特征交叉比较好,交叉到几阶性价比最高。xDeepFM的复杂度就有些太高了,相比之下,DCN-v2的时间复杂度尚可接受。