鱼遇雨欲语与余

Contents

目录

1 团队介绍

2 赛题理解

3 特征工程

4 模型介绍

5 规则与模型融合

6 总结与思考

团队介绍

团队介绍

刘育源

现就读于哈尔滨工业大学

集成电路工程

硕士二年级

郭达雅

中山大学与微软亚洲研究院

联合培养

计算机科学与技术

博士一年级

王贺

现就职于京东

算法工程师

02

赛题理解

数据

- 历史日志数据：广告请求时间、用户id、广告位id、竞价广告信息等
- 用户信息数据：包含用户id、年龄、性别、地域、行为兴趣等
- 广 告 数 据：广告操作信息、广告静态信息

目标

预测广告的日曝光量

评估指标

$$\mathbf{SMAPE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\frac{|F_t - A_t|}{(F_t + A_t)/2}$$

准确性指标

$$\text{score} = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\frac{(imp_0 - imp_k)(bid_0 - bid_k)}{|(imp_0 - imp_k)(bid_0 - bid_k)|}$$

出价单调相关性指标

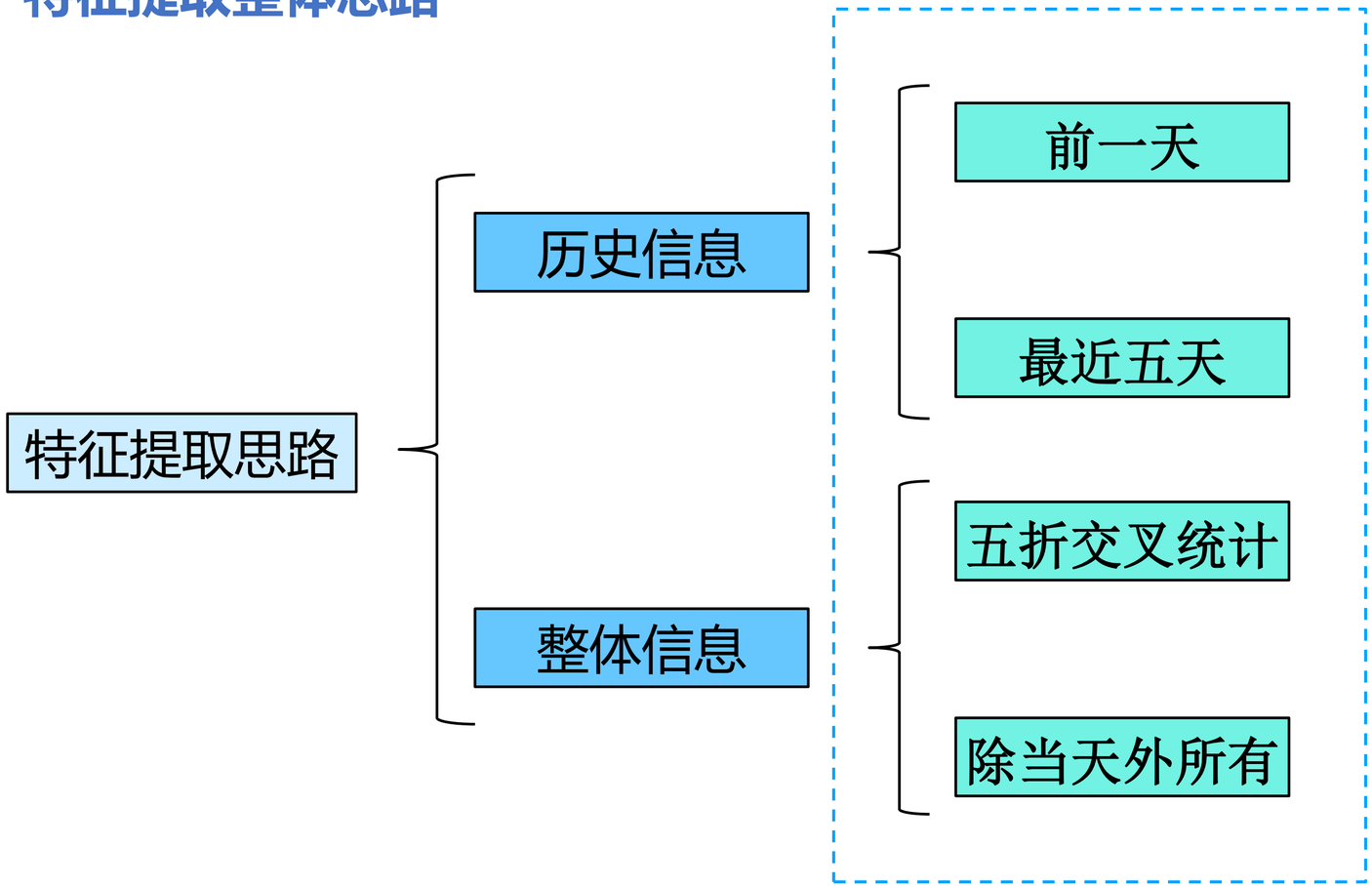
	训练目标	预测
初始训练目标	$\frac{\lvert f(x)-imp\rvert}{(f(x)+imp)^2}$	$y=f(x)$
梯度平滑，且与原训练目标相似	$\lvert f(x)-\log(1+imp)\rvert$	$y_{base}=e^{f(x)}-1$
单调性考虑，保证训练出来结果符合单调性。	$\left\lvert f(x)-\frac{\log(1+imp)}{\log(1+bid)}\right\rvert$	$y_{bid}=e^{f(x)\times\log(1+bid)}-1$
基本曝光与单调性的结合	$y=w_1y_{base}+(1-w_2)y_{bid}$	

数据集划分

复赛A榜训练集和测试集是连续的，复赛B榜则是不连续的，面对“**跨天**”预测，难度是非常大的。所以我们利用“**远程监督**”的方式，利用现有的标注数据，训练一个模型，给未标注数据进行标注，然后拿过来再训练。

特征工程

特征提取整体思路

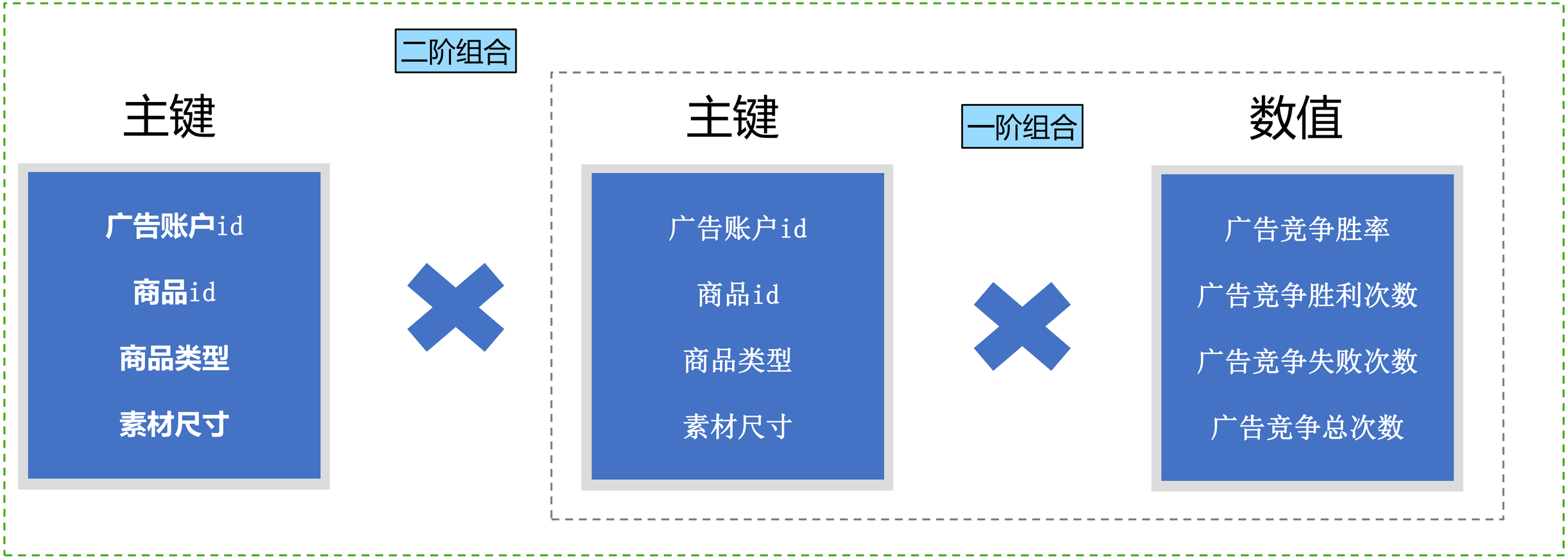


根据广告id和day为主键统计的数值，作为基础特征

- 广告竞争胜率
- 广告竞争胜利次数
- 广告竞争失败次数
- 广告竞争总次数

多维度下提取特征，覆盖更多可能性

如何构造新广告的特征



通过组合构造主键下数值的均值、中位数可以很好的覆盖新广告，同时进行一阶、二阶构造，更细粒度挖掘。

更进一步扩展

假数值

广告竞争胜率

广告竞争胜利次数

广告竞争失败次数

真数值

广告竞争总次数

接近真实

广告竞争胜率 * 广告竞争总次数

广告竞争总次数 - 广告竞争胜利次数

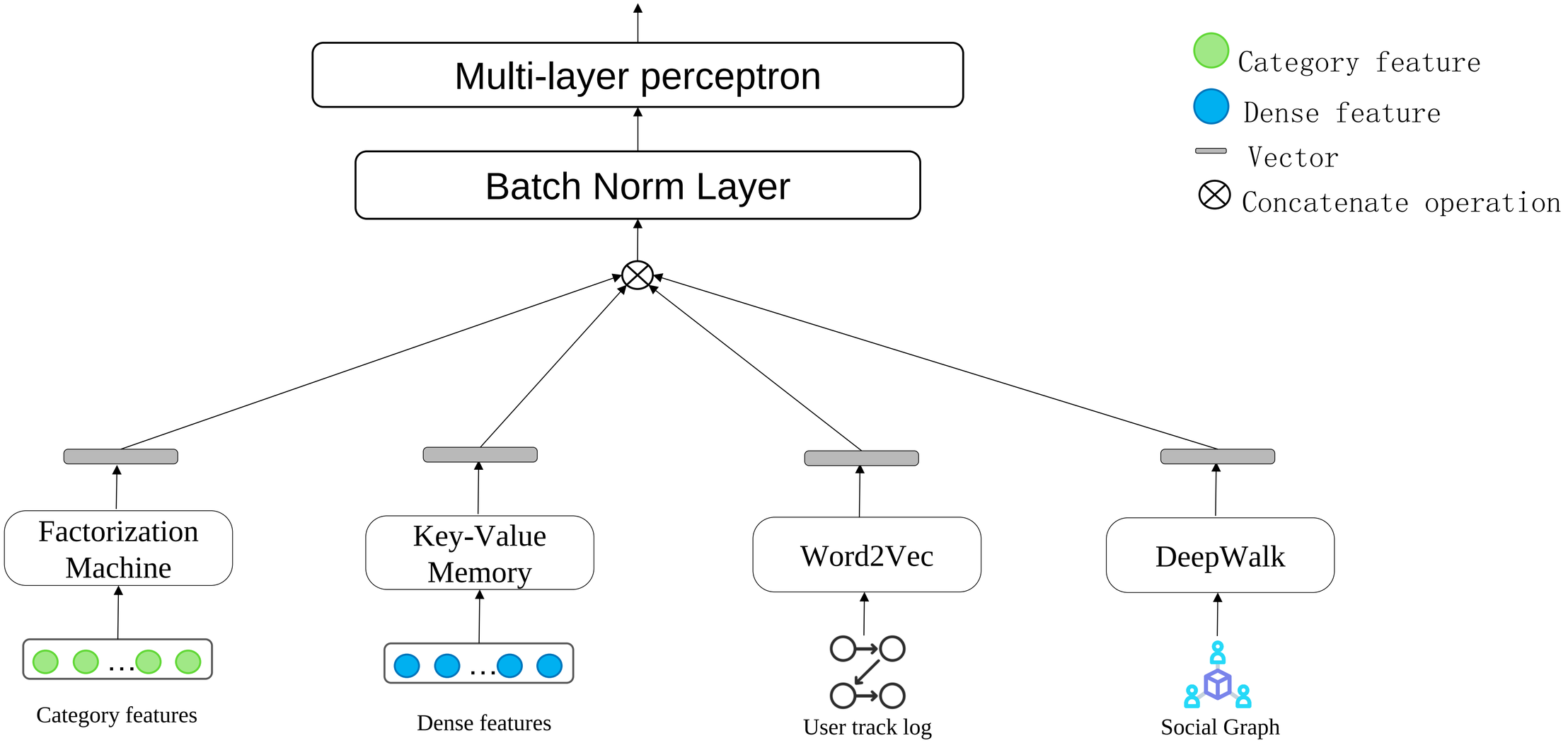
广告竞争总次数 - 广告竞争失败次数

由之前特征提取方式能够得到当天新的广告竞争胜率、广告竞争胜利次数、广告竞争失败次数，我们称其为“假数值”，然后和当天真正广告竞争总次数进行交叉。

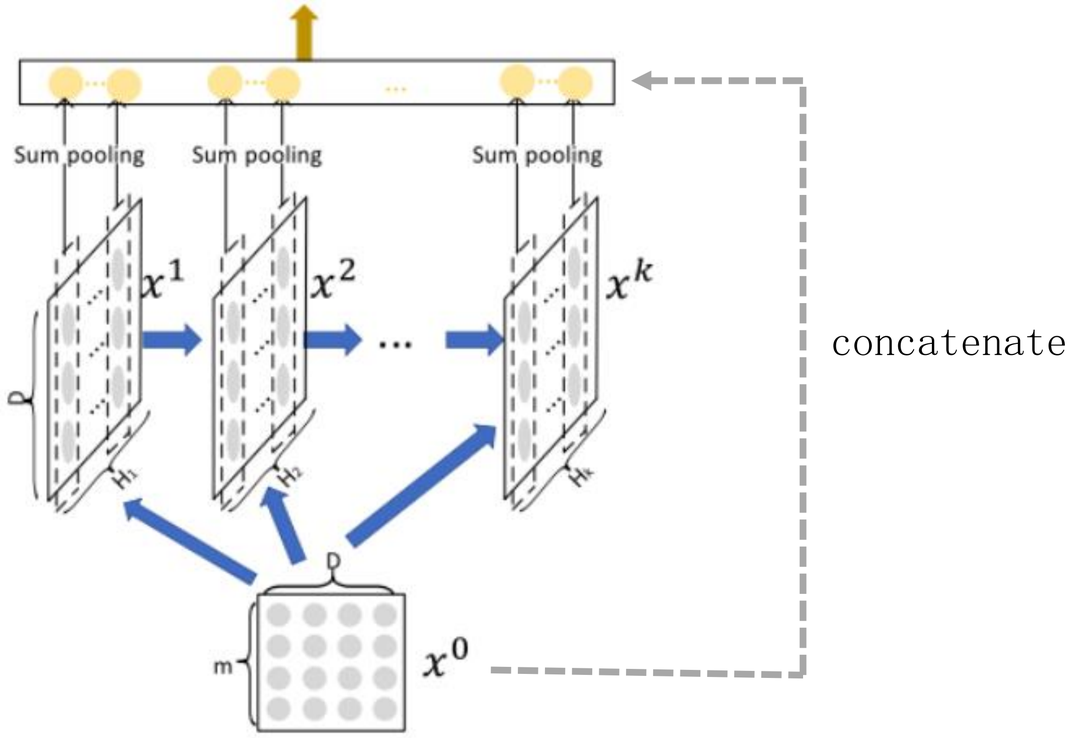
04

模型介绍

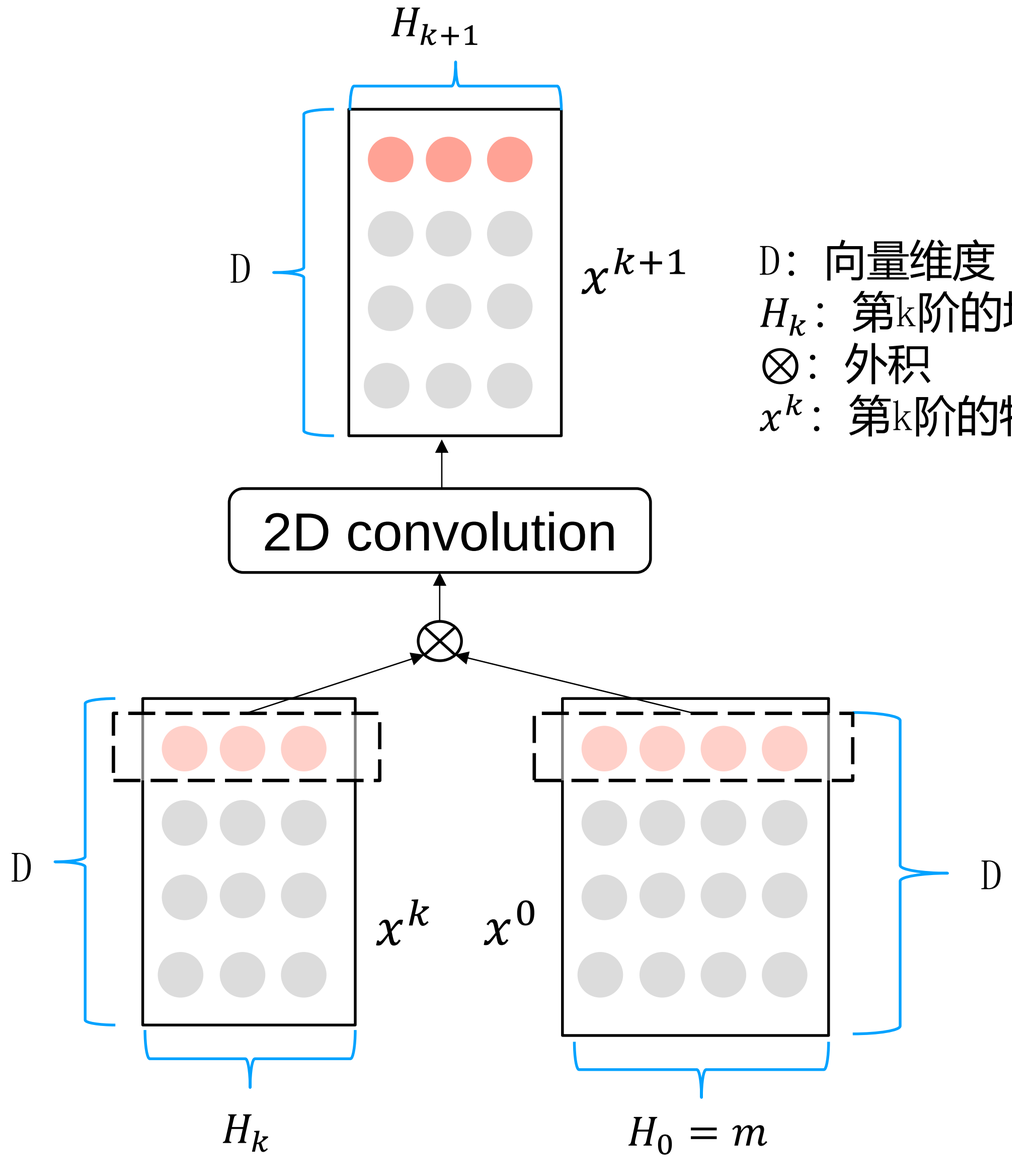
模型介绍


Multi-layer perceptron
Batch Norm Layer
Factorization Machine
Key-Value Memory
Word2Vec
DeepWalk
Category features
Dense features
User track log
Social Graph
Category feature
Dense feature
Vector
Concatenate operation

压缩交互网络（Compressed Interaction Network，简称CIN）的神经模型
实现自动学习显式的高阶特征交互

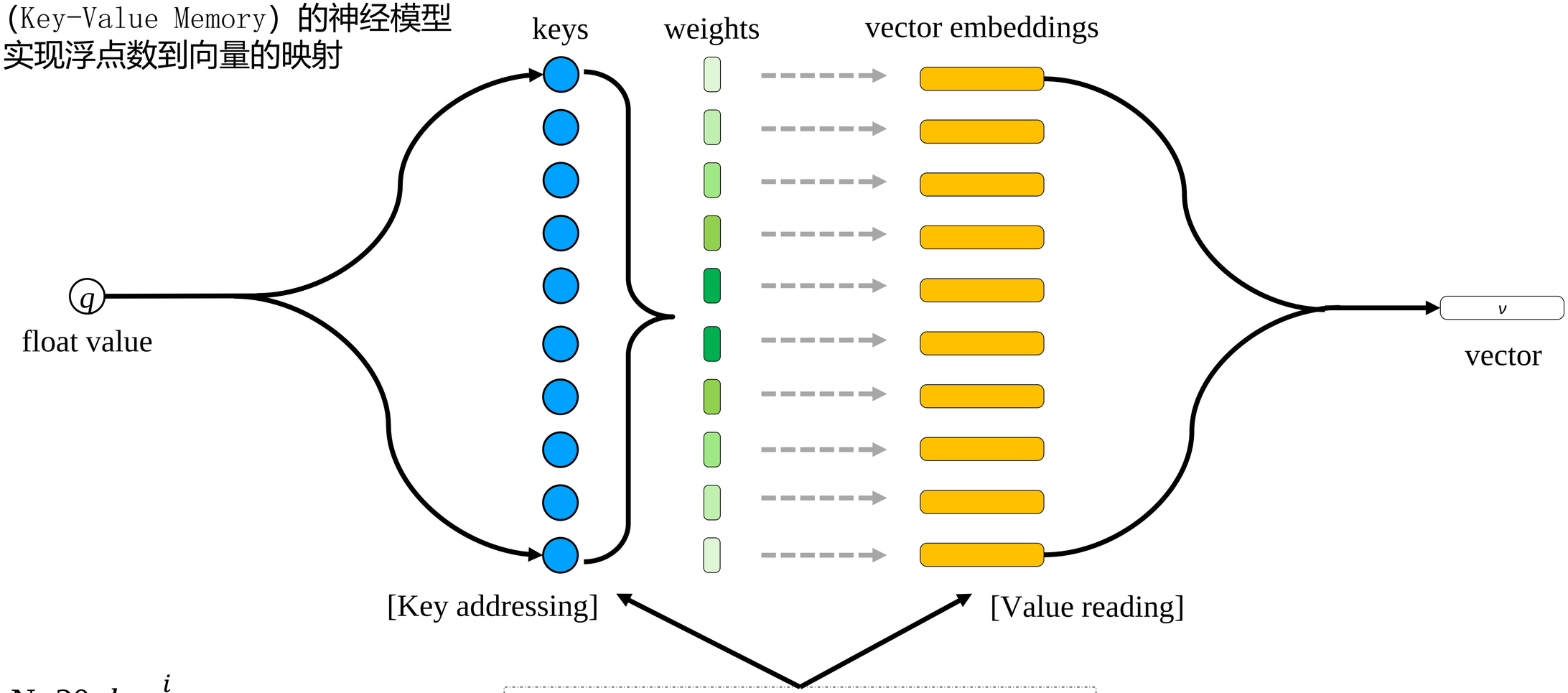


An overview of the CIN architecture



D：向量维度
H_k：第k阶的域长度
⊗：外积
x^k：第k阶的特征矩阵

键值存储（Key-Value Memory）的神经模型
实现浮点数到向量的映射



Parameter: N=20 $k_i=\frac{i}{N}$

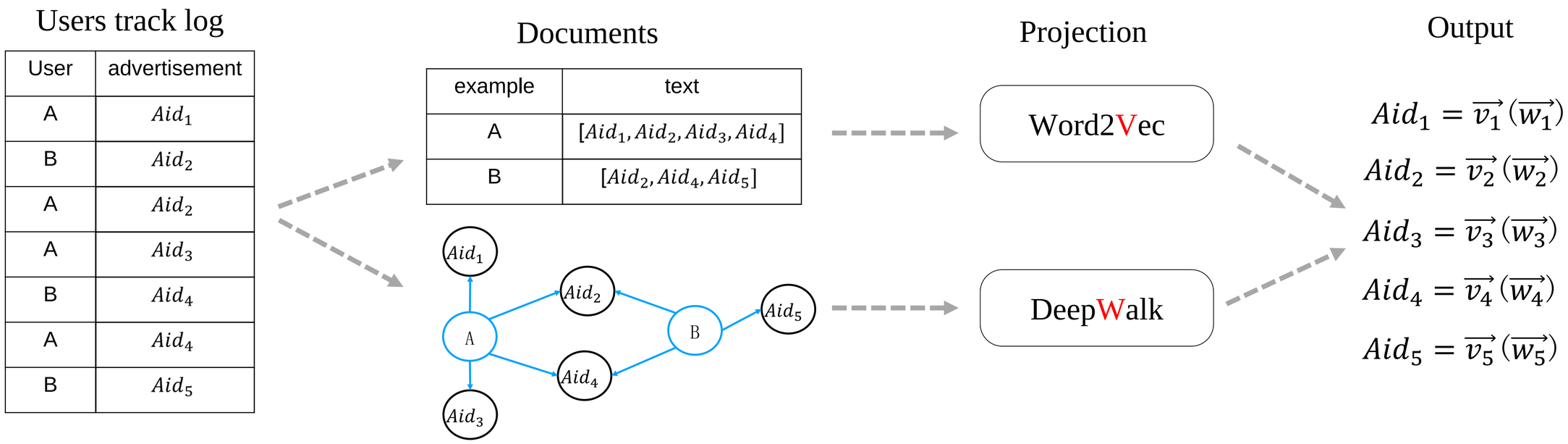
Key addressing: $w_i = softmax(\frac{1}{|q-k_i|+e^{-15}})$

Value reading: $v = \sum_{i=1}^{N} w_i v_i$

(k_0, v_0) (k_1, v_1) (k_2, v_2) (k_3, v_3) …. (k_N, v_N)

Key-Value Memory

用户的曝光记录转化为文本和关系图,使用word2vec和DeepWalk算法对广告进行嵌入，例如:



两个问题:

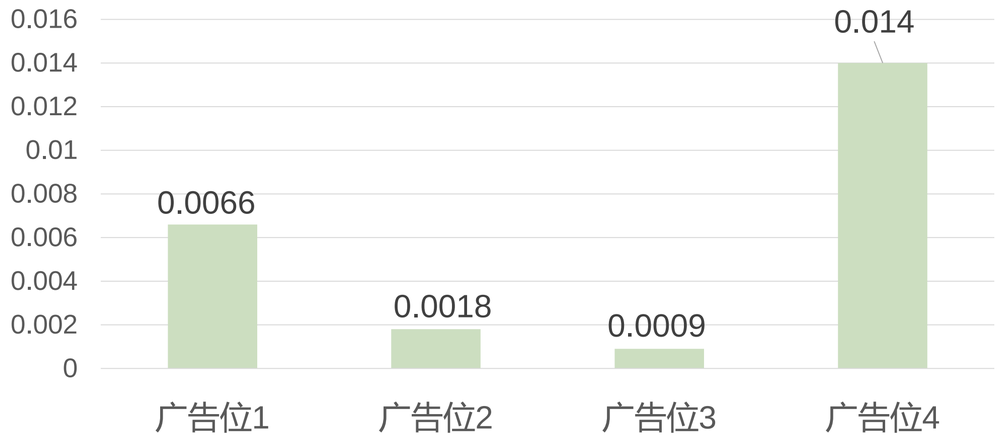
1. 只有在日志中曝光过的广告才会有相应的嵌入向量，通过广告有无嵌入向量，会泄露了无曝光广告的标签
2. 测试数据中存在曝光非0但无嵌入向量的广告，这在训练集中是不存在的，导致训练测试不一致

解决方法:

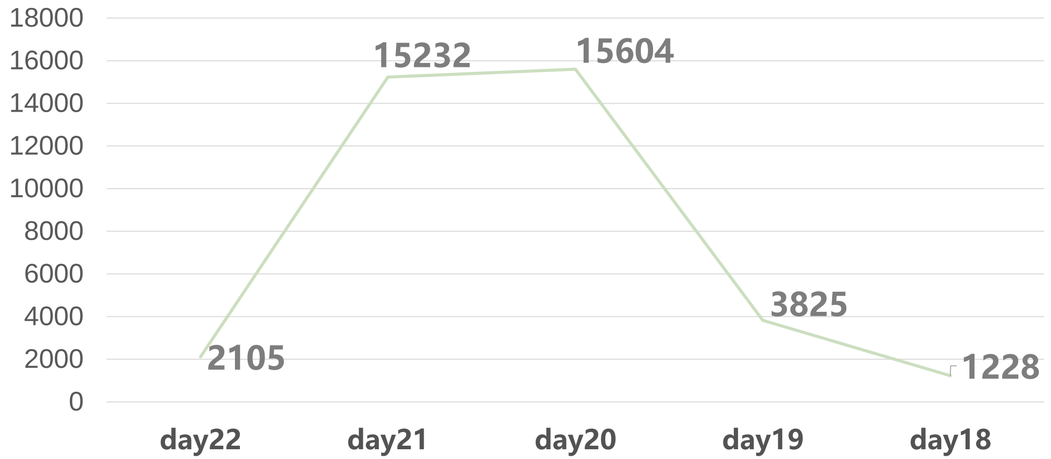
随机掩盖掉5%广告的嵌入向量

05 规则与模型融合

历史曝光数据分析



同广告不同广告位有不同的胜率



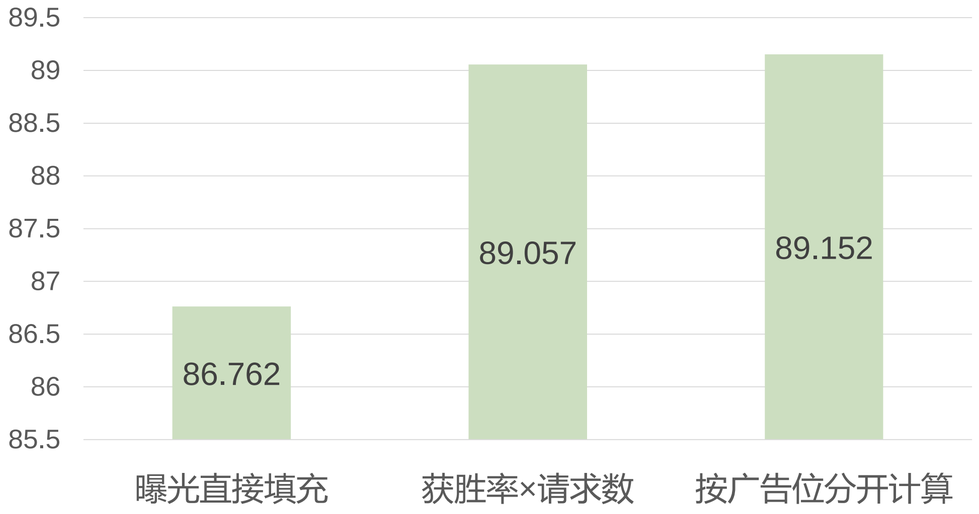
同广告请求数在不同的日期存在差异

规则计算方式

$$pred = \sum_{i=1}^{4} history\_rate_i \times request_i$$

$history\_rate_i$：广告在广告位i上的历史胜率。

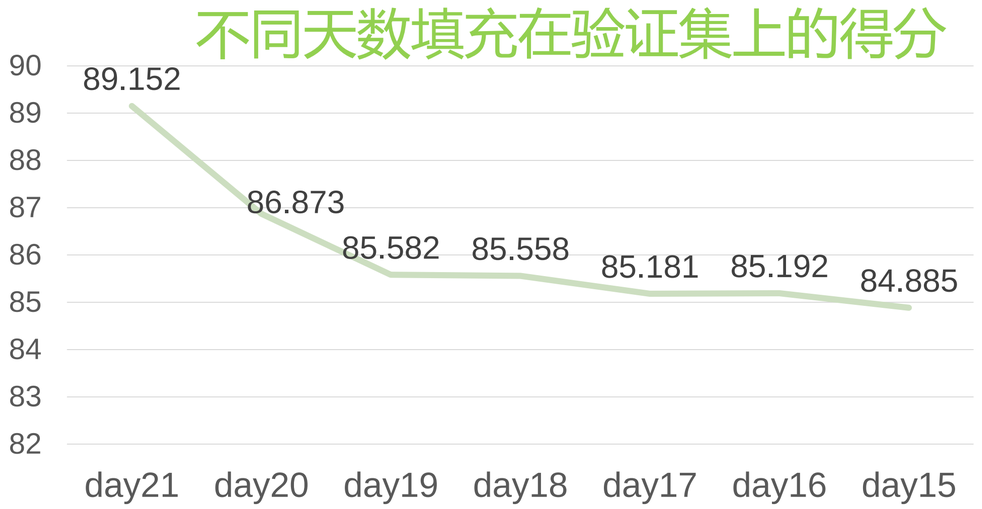
$request_i$：广告在广告位i上发出的请求总数。



历史胜率history_rate计算方式

$$\text{history\_rate} = \frac{\sum_{day=1}^{12} w_{day} \times expose_{day}}{\sum_{day=1}^{12} w_{day} \times request_{day}}$$

离预测当天越近的数据准确度越高，相应的权重也应该越大。



权重w计算方式

方式1：$w_{day} = \alpha * day + \beta$

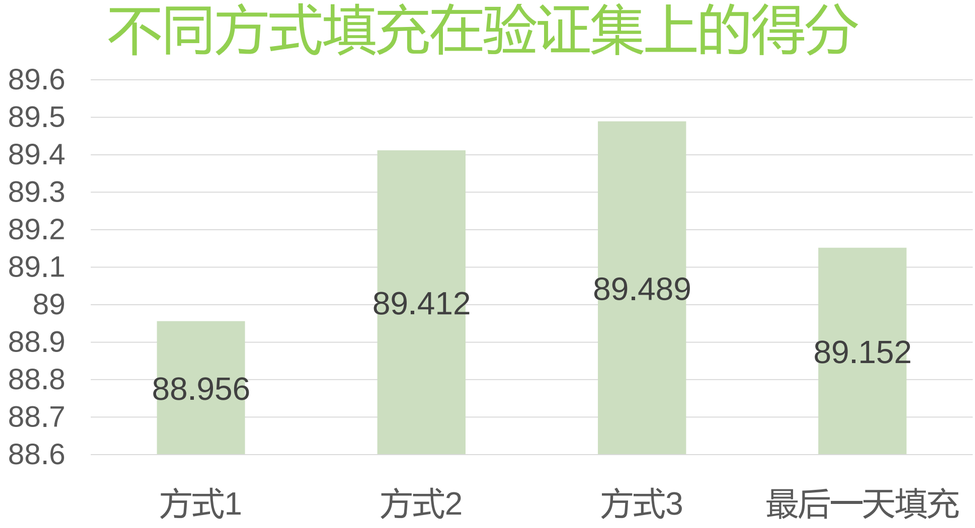
方式2：$w_{day} = \alpha^{-day} + \beta$

方式3：$w_{day} = \frac{1}{\alpha * day + \beta} + \gamma$

使用线性搜索寻找最优参数

$$\bar{\theta} = arg\max_{\theta} \sum_{i=1}^{N} score(y_i, pred_i)$$

右图表示了在最优参数下三种方式在验证集上的得分对比



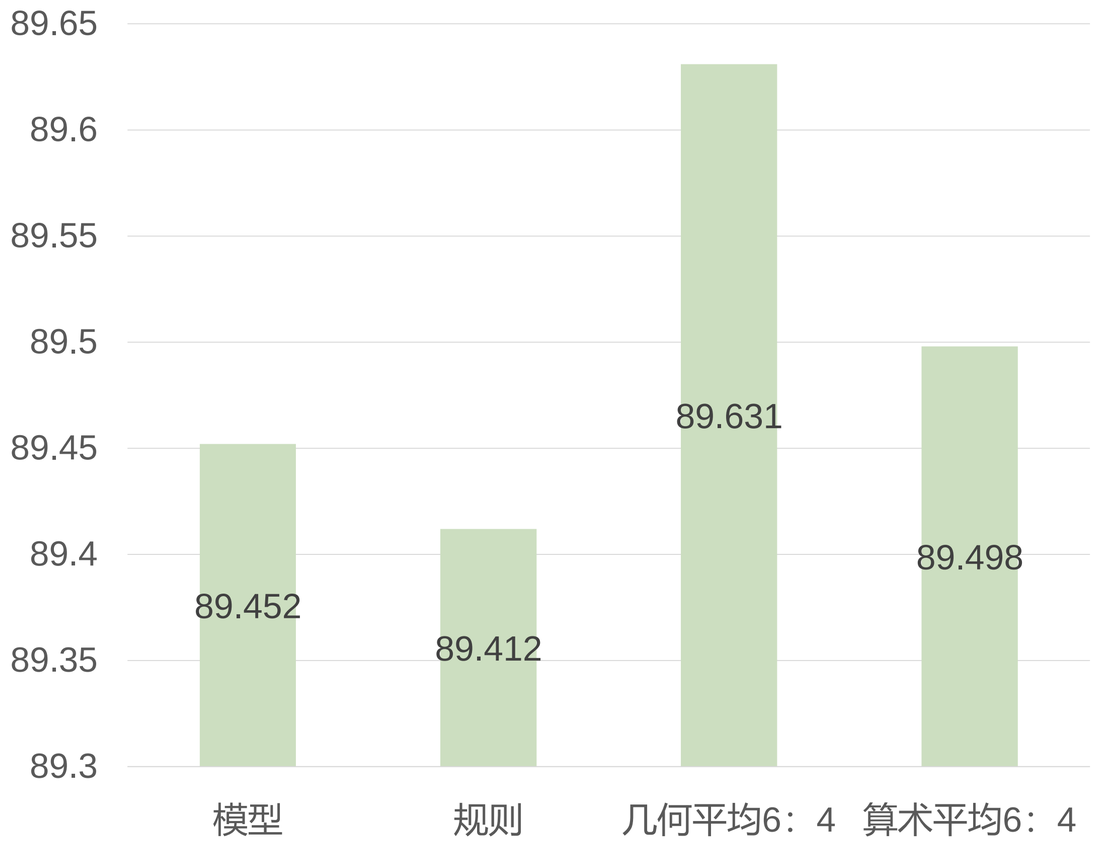
模型的两种融合方式：

算术平均：$pred = \alpha \times pred_a + (1-\alpha) \times pred_b$

几何平均：$pred = pred_a^{\beta} \times pred_b^{(1-\beta)}$

由于*SMPAE*的评分规则，算术平均会使融合的结果偏大

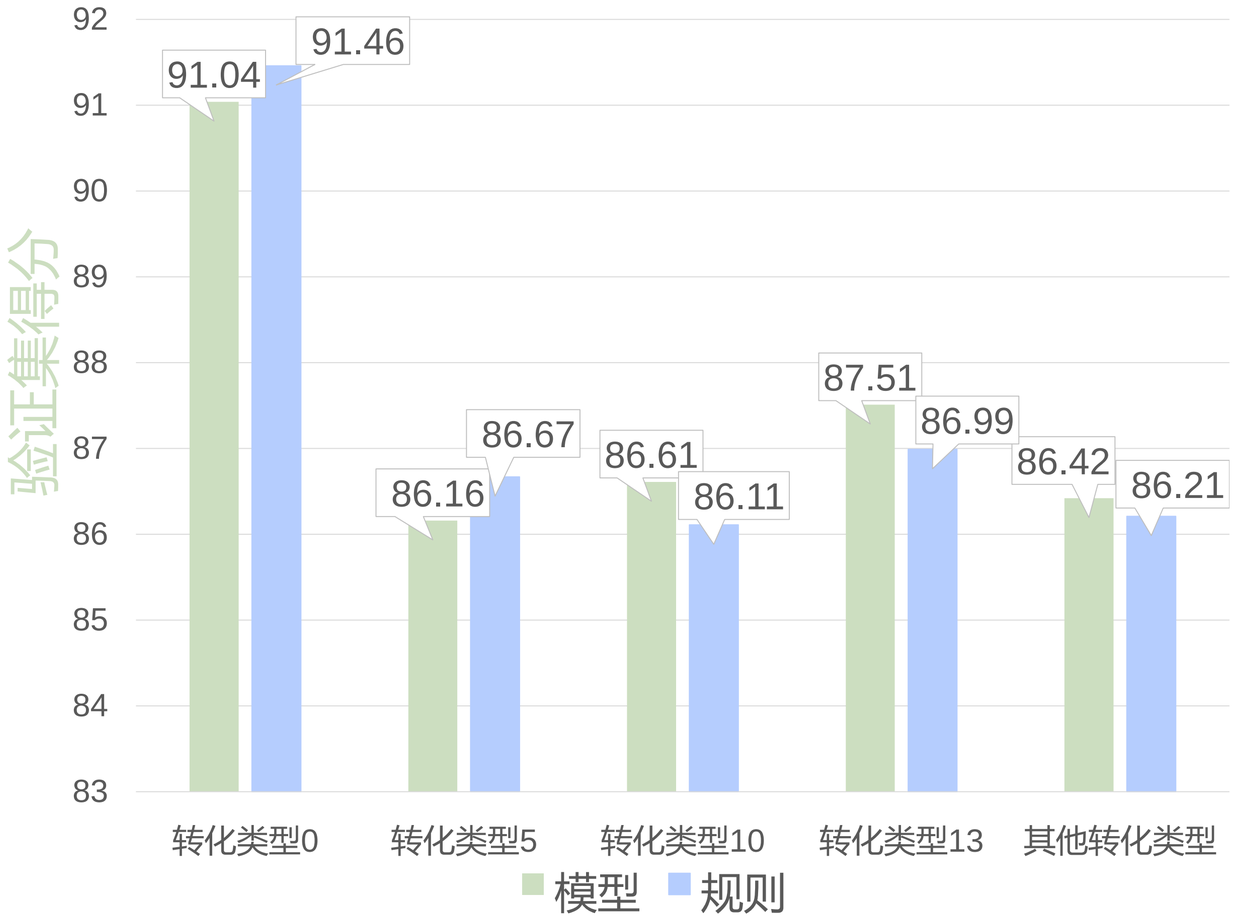
模型、规则以及不同融合方式验证集得分对比



更细致的融合方式

- 无论是模型还是规则，预测结果在不同的转化类型上得分差异都很大
- 模型和规则在不同的转化类型上得分也存在差异，右图表示了模型和规则在不同转化类型上的表现。

根据模型和规则在不同转化类型上的得分现，调整权重值，线上可以获得0.5个千的提升



分析与结果

- LightGBM**单模型**即可取得**top1**的成绩，领先第二名0.6个千。
- 模型模型融合，保证特征差异性，模型差异性，进一步扩大优势，领先第二名1.9个千。
- 模型和规则融合，优化旧广告的结果，锁定胜局，领先第二名2.5个千。

模型	线上分数	排名
LightGBM（1）	87.7789	1
LightGBM（2）	87.8	1
NN	87.46	9
LightGBM（1）+ LightGBM（2）+NN	87.9037	1
LightGBM（1）+ LightGBM（2）+NN + 规则	87.9683	1

队伍排名	队伍名称	最佳成绩
1	鱼遇雨欲语与余	87.9683
2	levy	87.7152
3	小迷弟	87.6654
4	人工智障	87.6017
5	慌呀哩	87.5916
6	长河落日圆	87.5218
7	ddw	87.521
8	DataAI	87.512
9	MindRank.ai	87.4539
10	小人国的蜗牛上分队	87.3457

06 总结与思考

主要创新

- 提出了一种基于Key-Value Memory的浮点数映射成向量的方法
  - 相较于直接使用浮点数，该方法保留更多的语义信息
  - 相较于数值×向量的方法，该方法具有非线性的特点
  - 相较于分桶并作为类别特征的方法，该方法的相邻向量具有相关性

- 解决Word2Vec和DeepWalk等无监督学习造成的数据泄露问题
  - 充分利用了曝光日志记录，基于用户行为对广告进行聚类

问题思考

- 本次比赛虽然使用到出价，但并没有将出价作为特征输入模型中。不同的出价其广告的竞争力会有所不同，将直接影响了曝光量，因此出价是非常重要的特征
  - 加入约束条件保证模型的单调性
  - 设计出价单调递增的模型，如输出为 $f(x) + |g(x)| \times \log(1 + \text{出价})$

- 本次比赛并没有用到用户属性相关数据，根据广告投放人群信息，或许可以获得更多有用的内容

总结

历时两个半月的腾讯广告大赛，非常感谢工作人员辛苦的答疑。感谢主办方提供真实的业务场景与数据，让我们能在比赛中学习到更多知识，在广告业务中做更多尝试。

THANKS