腾讯社交广告
Tencent Social Ads

高校算法大赛

2017-07-06

nju_newbie 团队

目录
contents

腾讯社交广告
Tencent Social Ads

团队介绍

团队介绍

南京大学计算机科学与技术系
计算机软件新技术国家重点实验室
机器人智能与神经计算研究组

指导老师：申富饶教授

队　　长：杨　毅（研二）

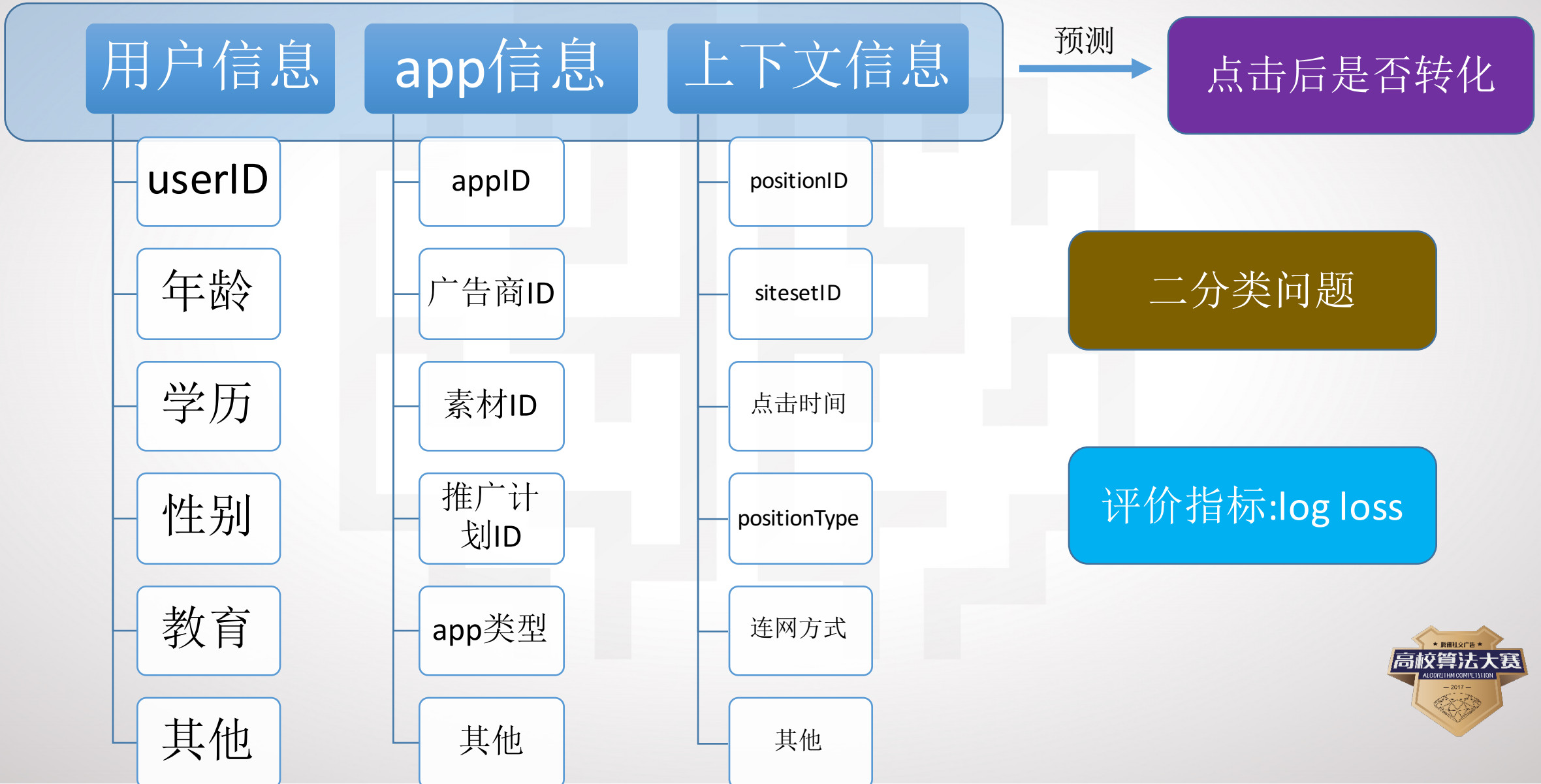
队　　员：梁　雨（研二）
沈少峰（研三）

实验室主页：
http://cs.nju.edu.cn/rinc

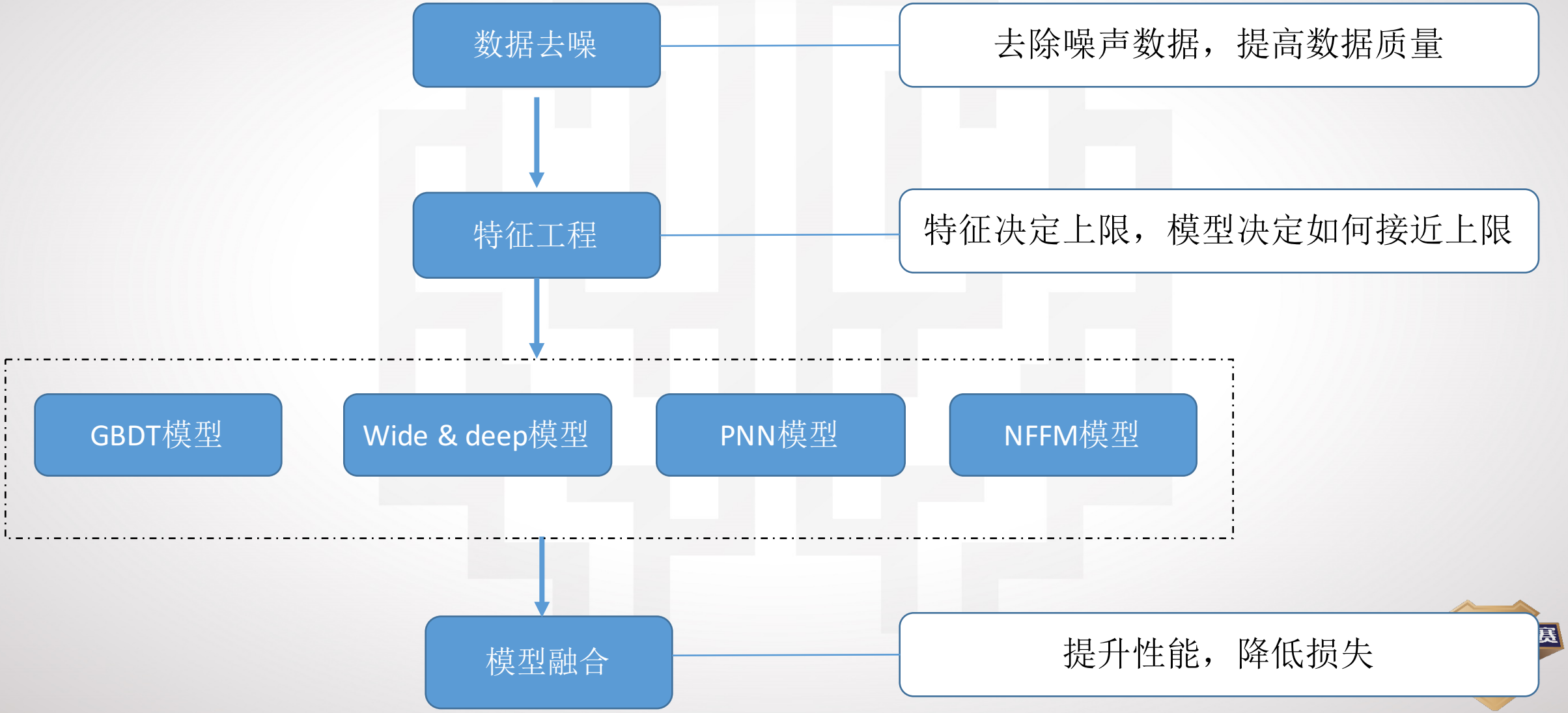
腾讯社交广告
Tencent Social Ads

解题思路与算法

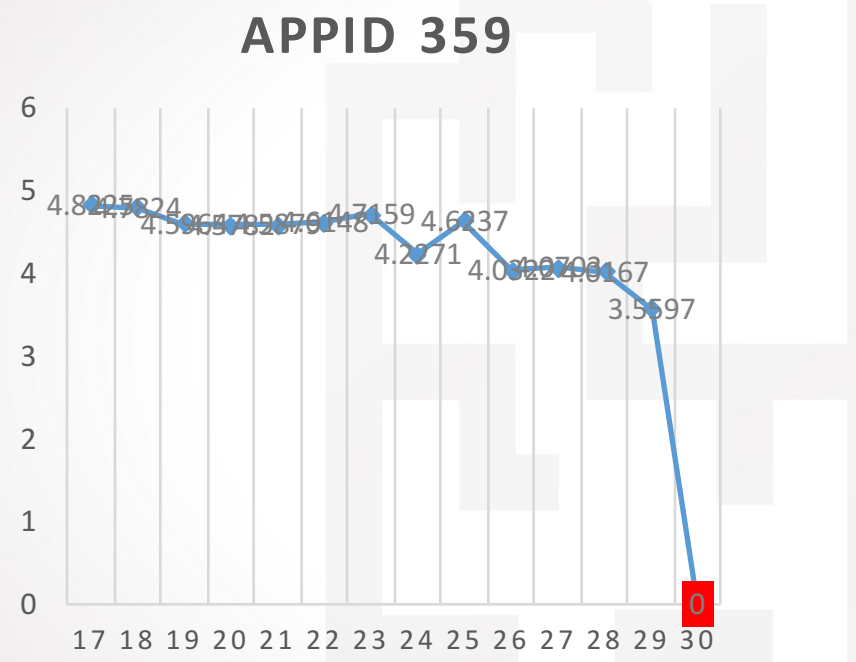
赛题简介

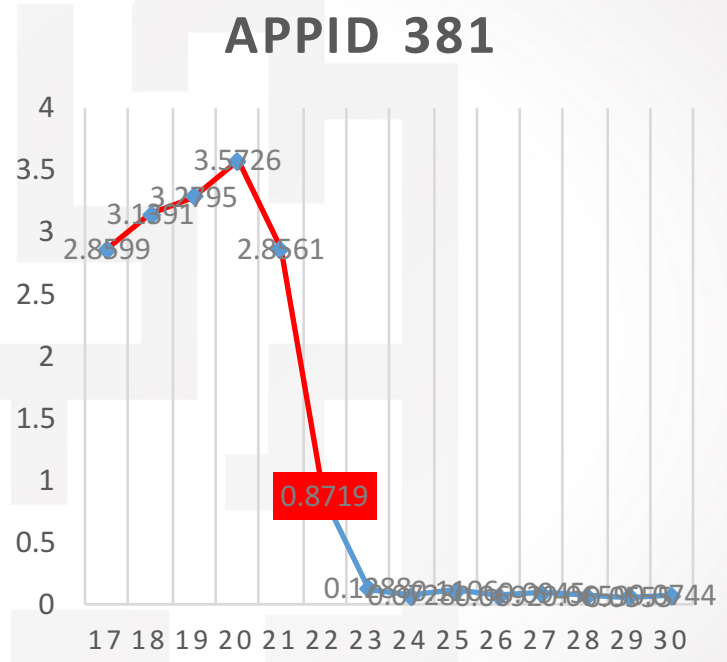

用户信息
app信息
上下文信息
预测
点击后是否转化
userID
年龄
学历
性别
教育
其他
appID
广告商ID
素材ID
推广计划ID
app类型
其他
positionID
siteseteID
点击时间
positionType
连网方式
其他
二分类问题
评价指标:log loss

解题思路


数据去噪
去除噪声数据，提高数据质量
特征工程
特征决定上限，模型决定如何接近上限
GBDT模型
Wide & deep模型
PNN模型
NFFM模型
模型融合
提升性能，降低损失

数据去噪：去除噪声数据，提高数据质量

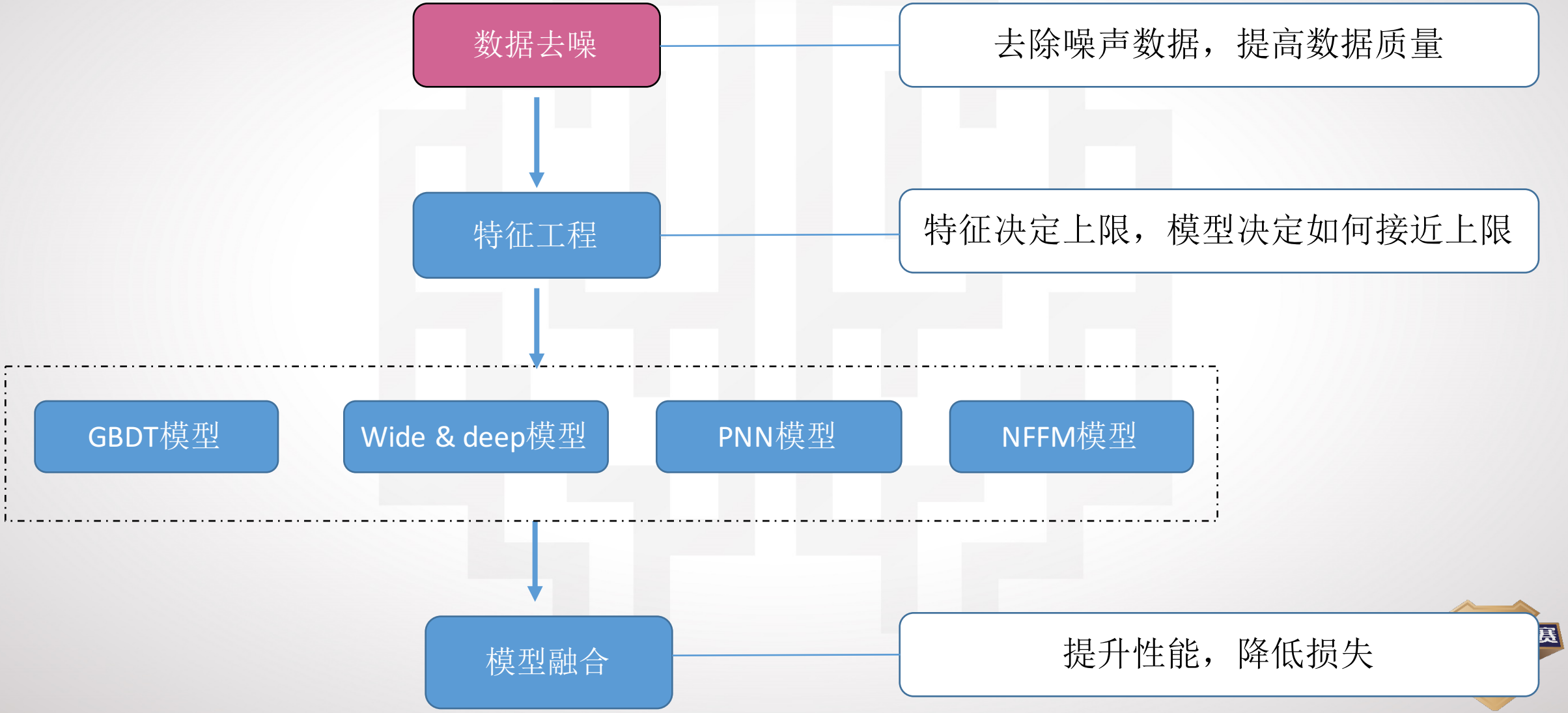




最后一天数据异常(报送延迟)
删除此类app最后一天的数据

转化率突变(app更新)
删除突变之前的数据

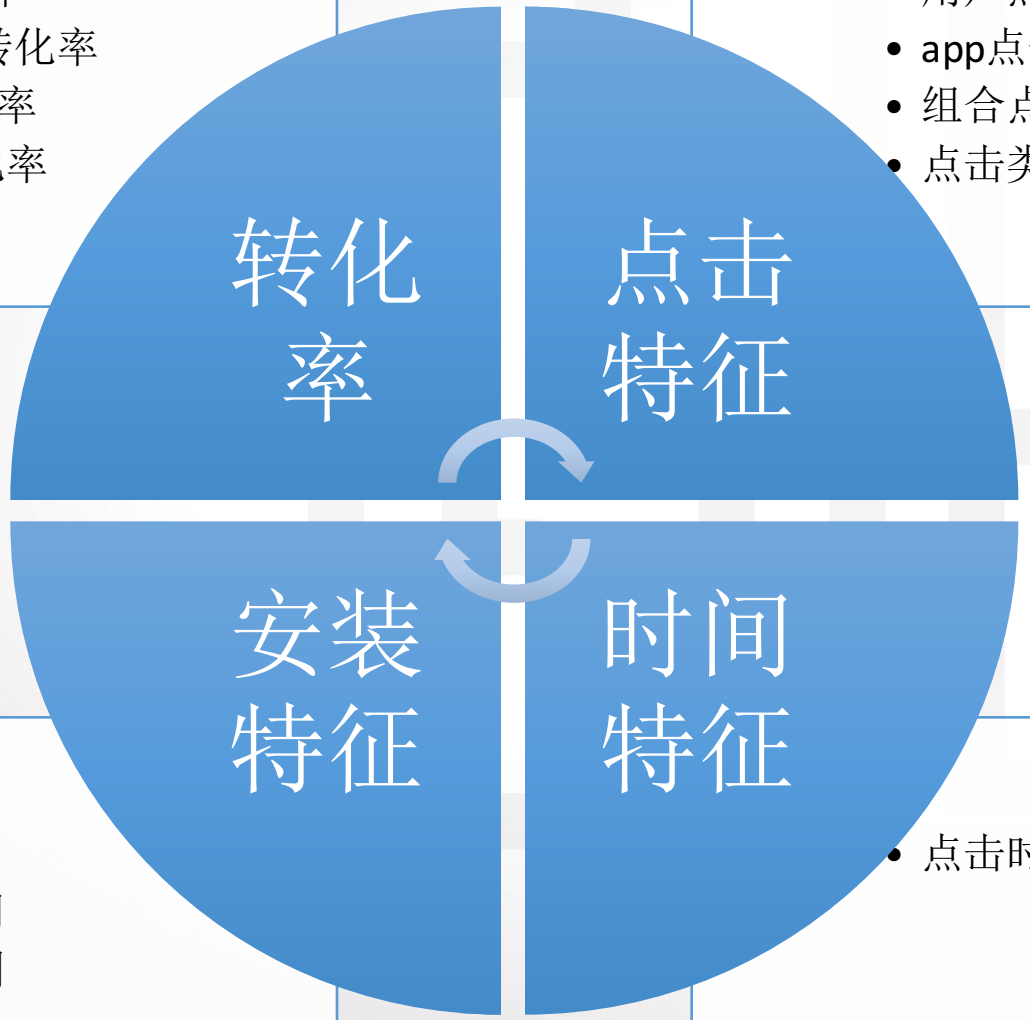
解题思路


数据去噪
去除噪声数据，提高数据质量
特征工程
特征决定上限，模型决定如何接近上限
GBDT模型
Wide & deep模型
PNN模型
NFFM模型
模型融合
提升性能，降低损失

特征工程

- app转化率
- position转化率
- user转化率
- 组合转化率

- 用户点击次数
- app点击次数
- 组合点击次数
- 点击类型



- 安装app
  安装时间
  安装类别

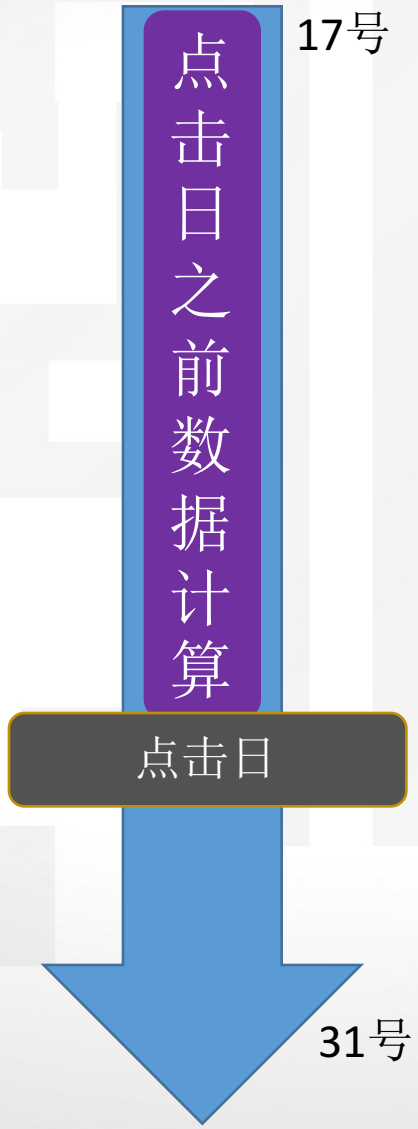
- 点击时间

样本构成：

- 用户特征
- app特征
- 上下文特征
- 转化率特征
- 点击特征
- 安装特征
- 时间特征

特征工程——转化率(挖掘历史转化信息)

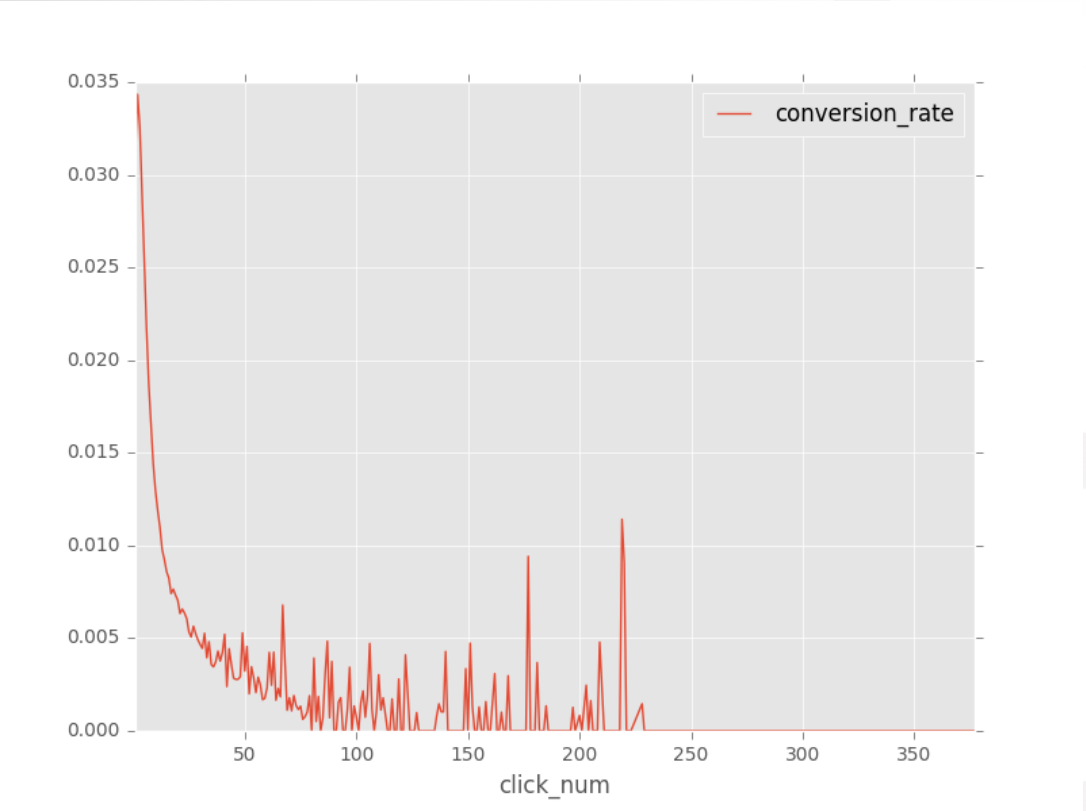
$$转化率 = \frac{转化次数}{点击次数}$$

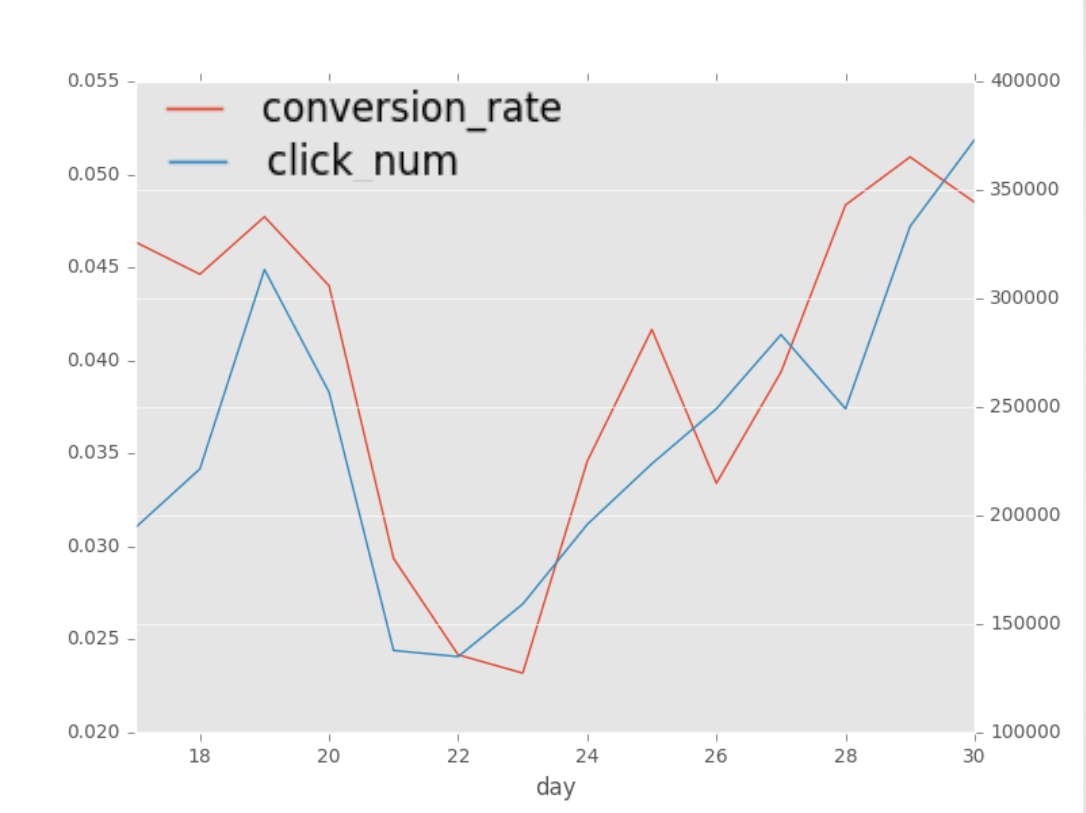


统计对象

- App特征
- positionID
- UserID
- 组合特征

特征工程——点击特征（挖掘重复点击与app热度）

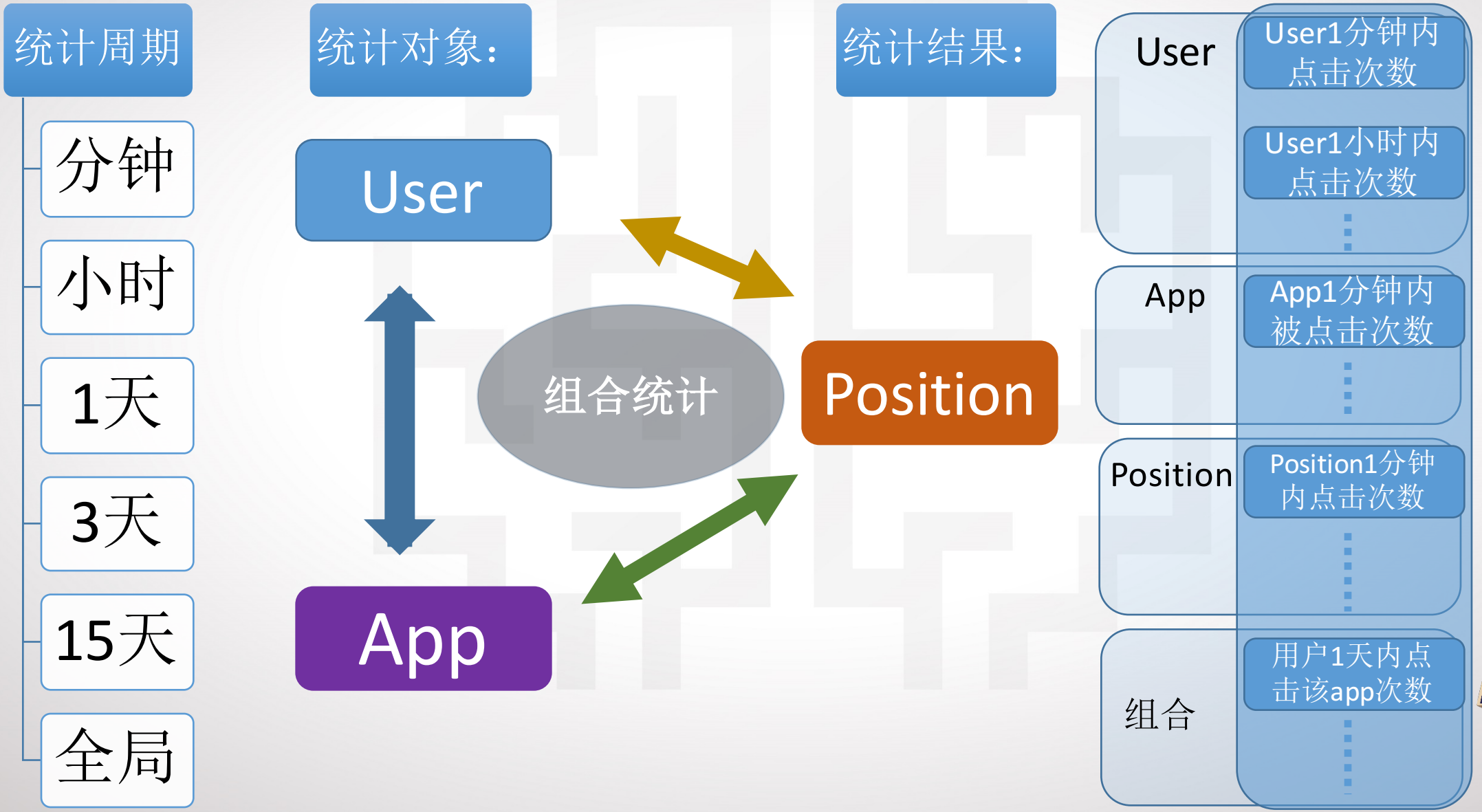




用户点击次数越多，他的转化率越低

app每天的转化率与当天点击次数正相关

特征工程——点击特征（挖掘重复点击与app热度）



特征工程——安装特征(挖掘用户安装偏好)

安装时间

- 上次 安装app时间
- 上次安装此次点击app时间差

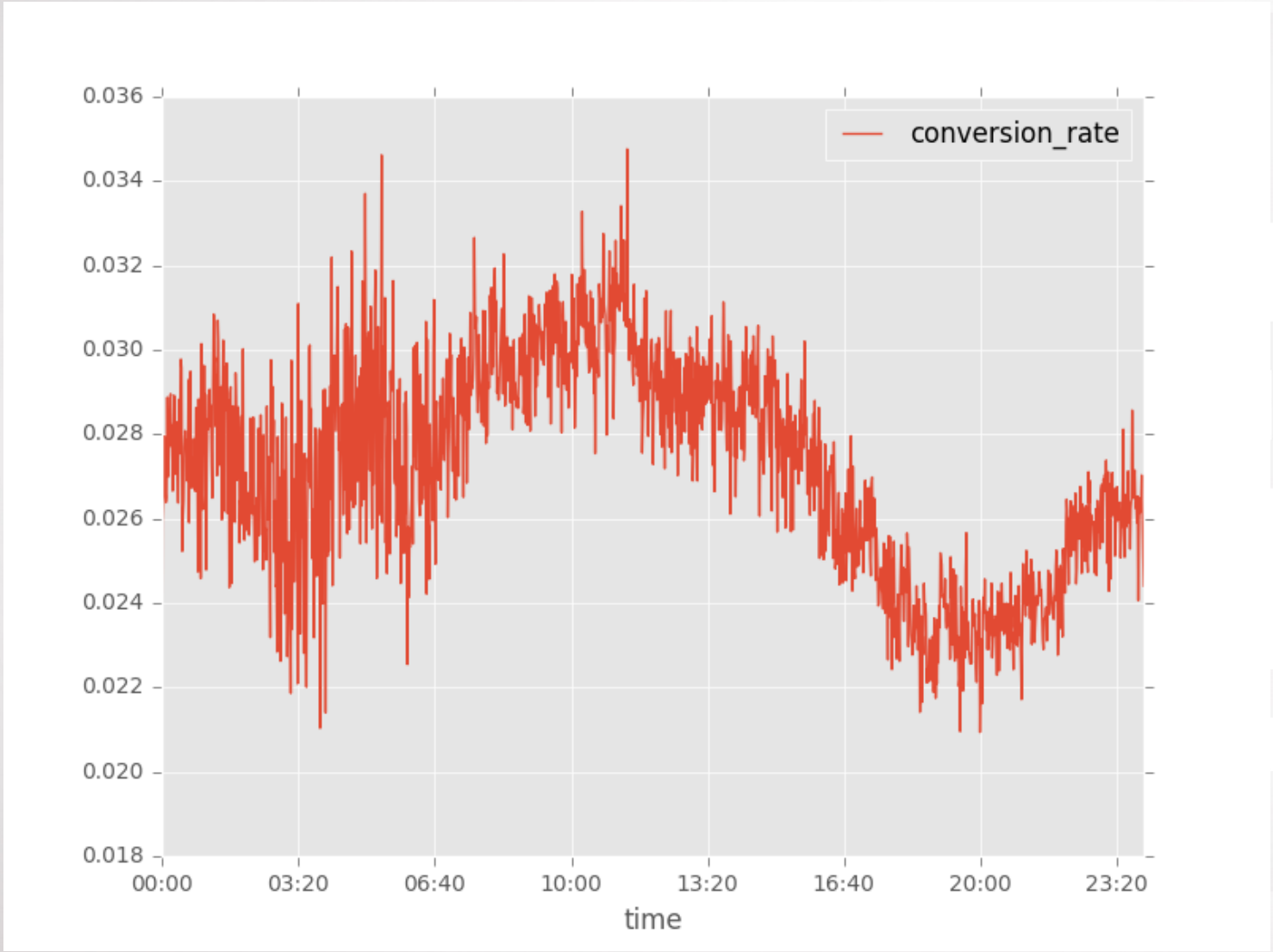
安装个数

- 最近安装app个数
- 最近安装同类别app个数

安装app

- 上次安装appID
- 前两次安装appID组合

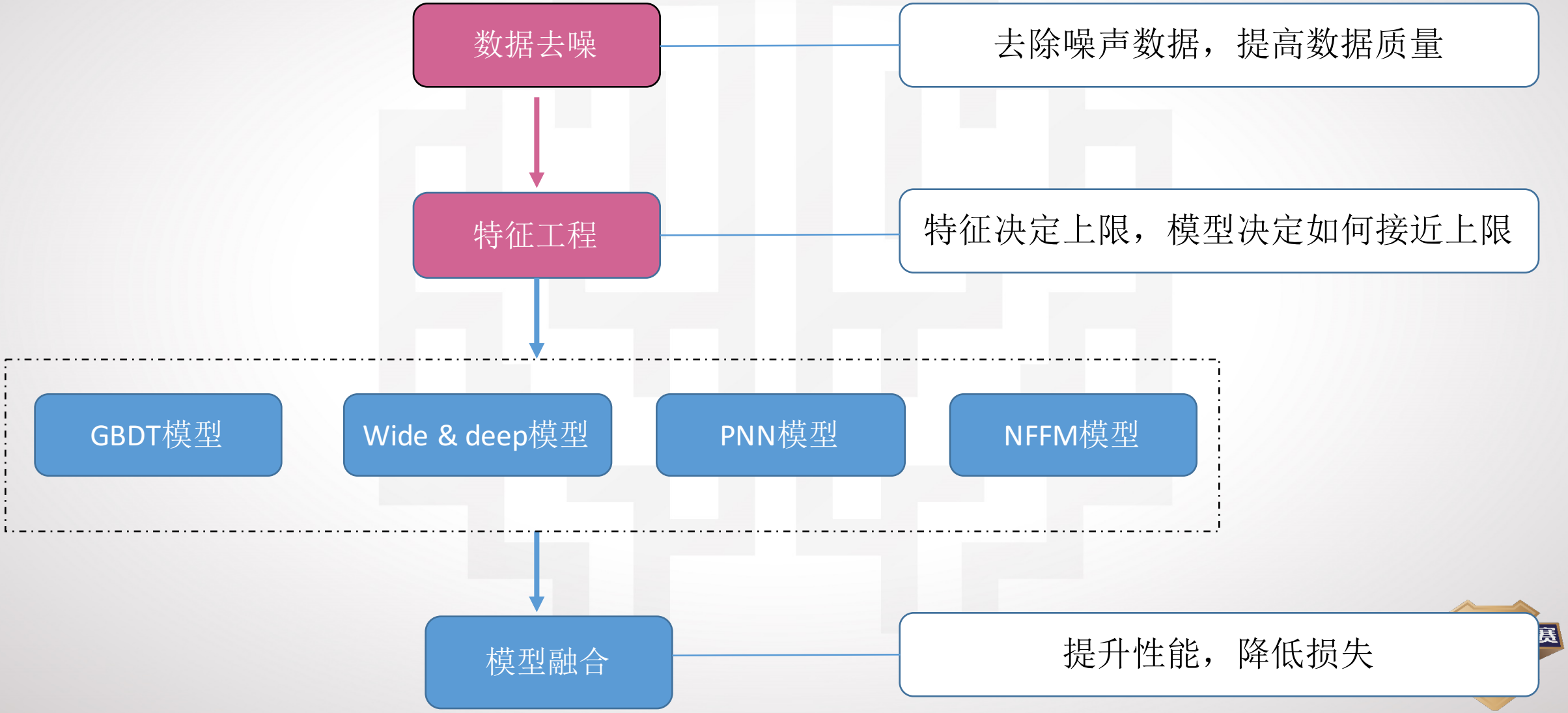
特征工程——时间特征（挖掘时间偏好）



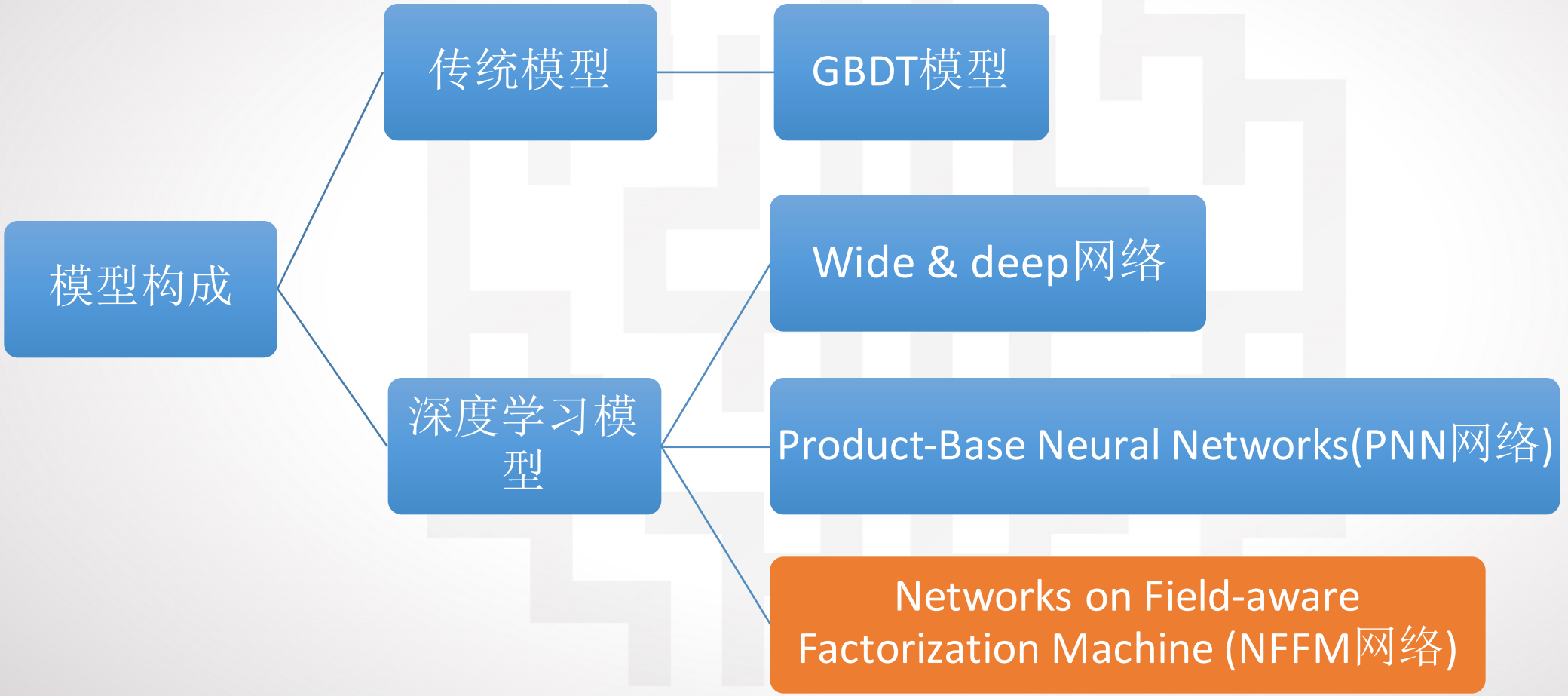
一天24小时分成48个半小时，点击事件发生区间作为特征

比如11半点击的样本，它的时间特征就是23（11点半是一天中第23个半小时）

解题思路


数据去噪
去除噪声数据，提高数据质量
特征工程
特征决定上限，模型决定如何接近上限
GBDT模型
Wide & deep模型
PNN模型
NFFM模型
模型融合
提升性能，降低损失

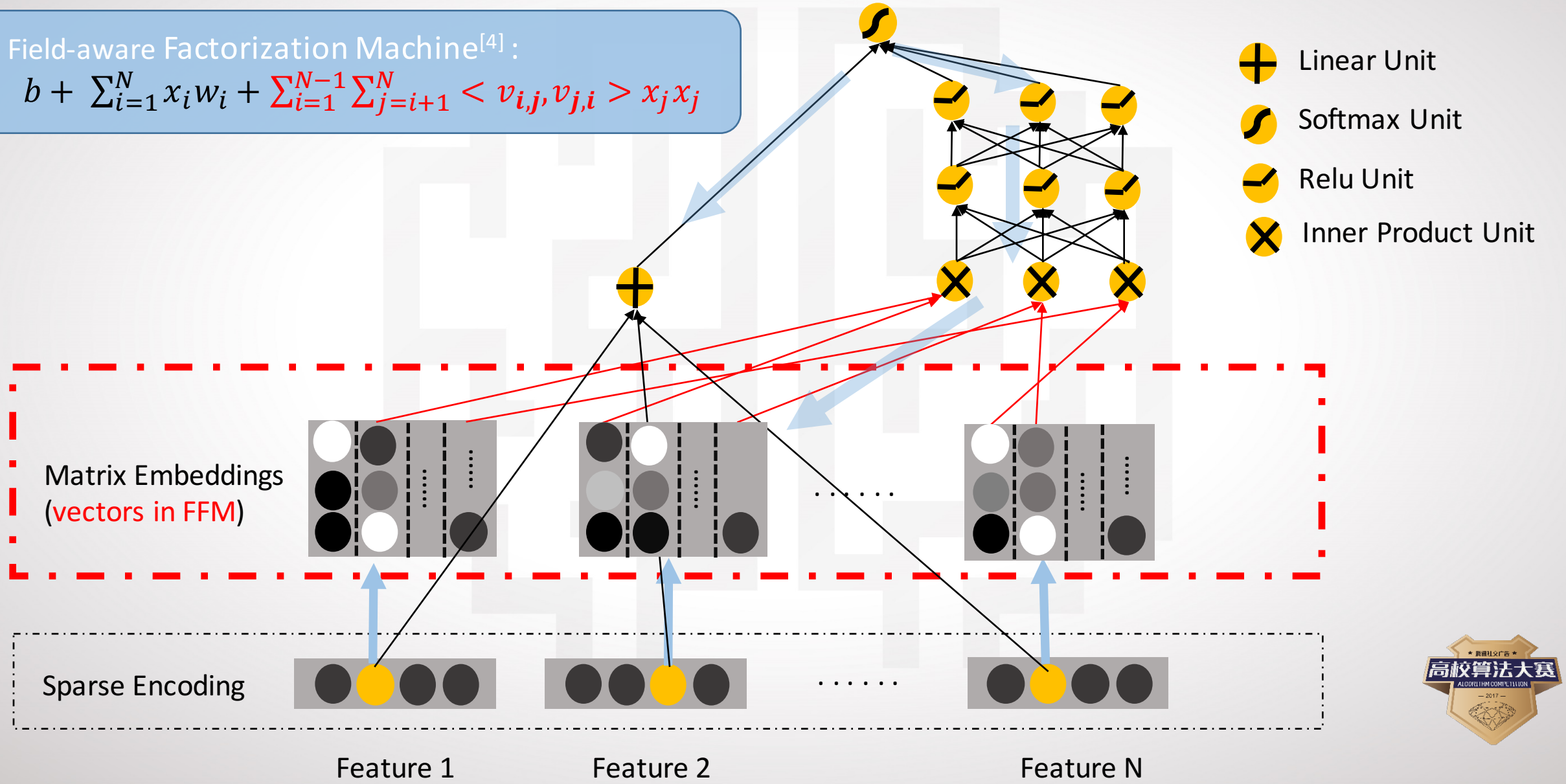
模型构成


模型构成
传统模型
GBDT模型
深度学习模型
Wide & deep网络
Product-Base Neural Networks(PNN网络)
Networks on Field-aware Factorization Machine (NFFM网络)

模型创新——Networks on Field-aware Factorization Machine(NFFM)

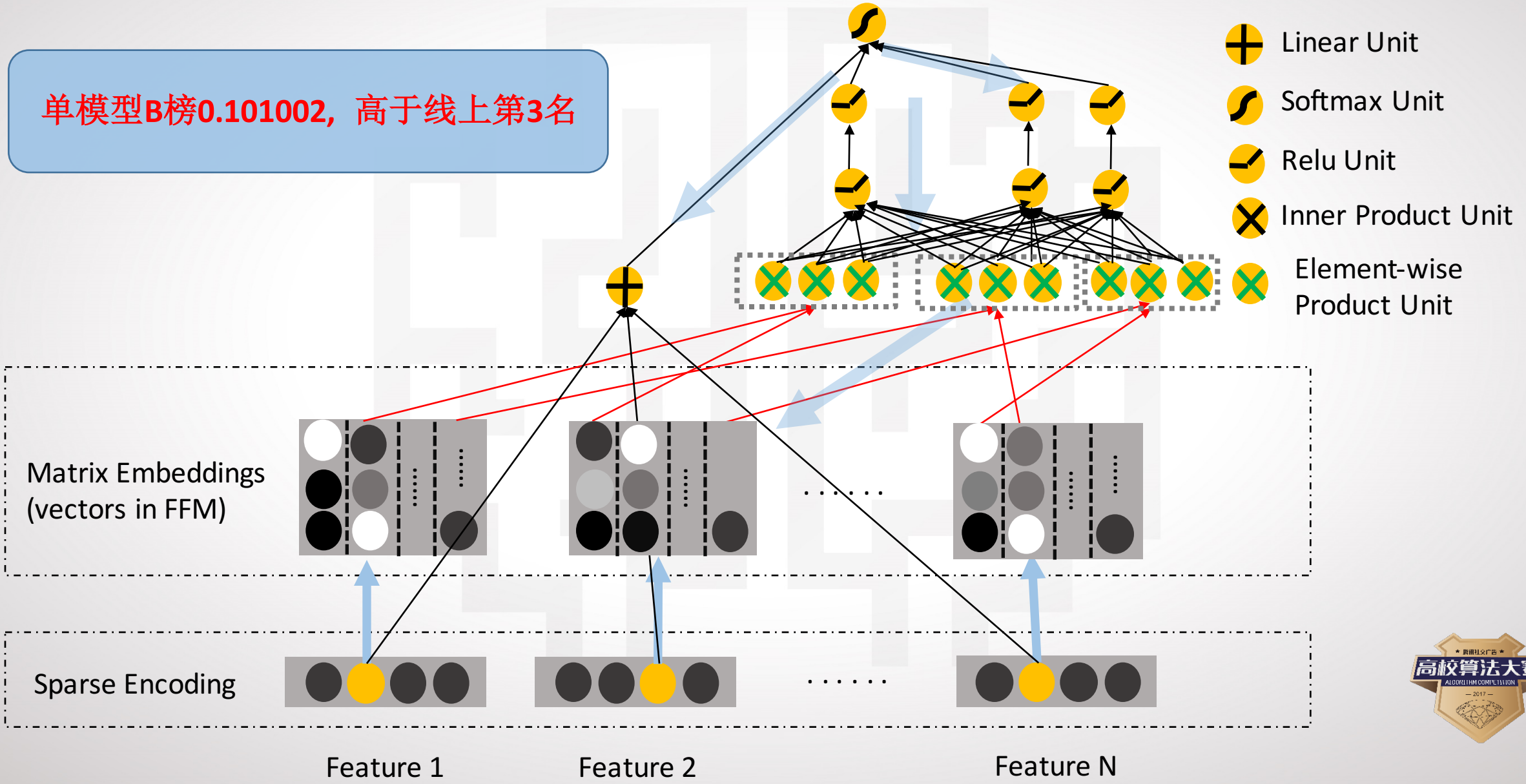
Field-aware Factorization Machine[4] :

$$b + \sum_{i=1}^{N} x_i w_i + \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^{N} < v_{i,j}, v_{j,i} > x_j x_j$$

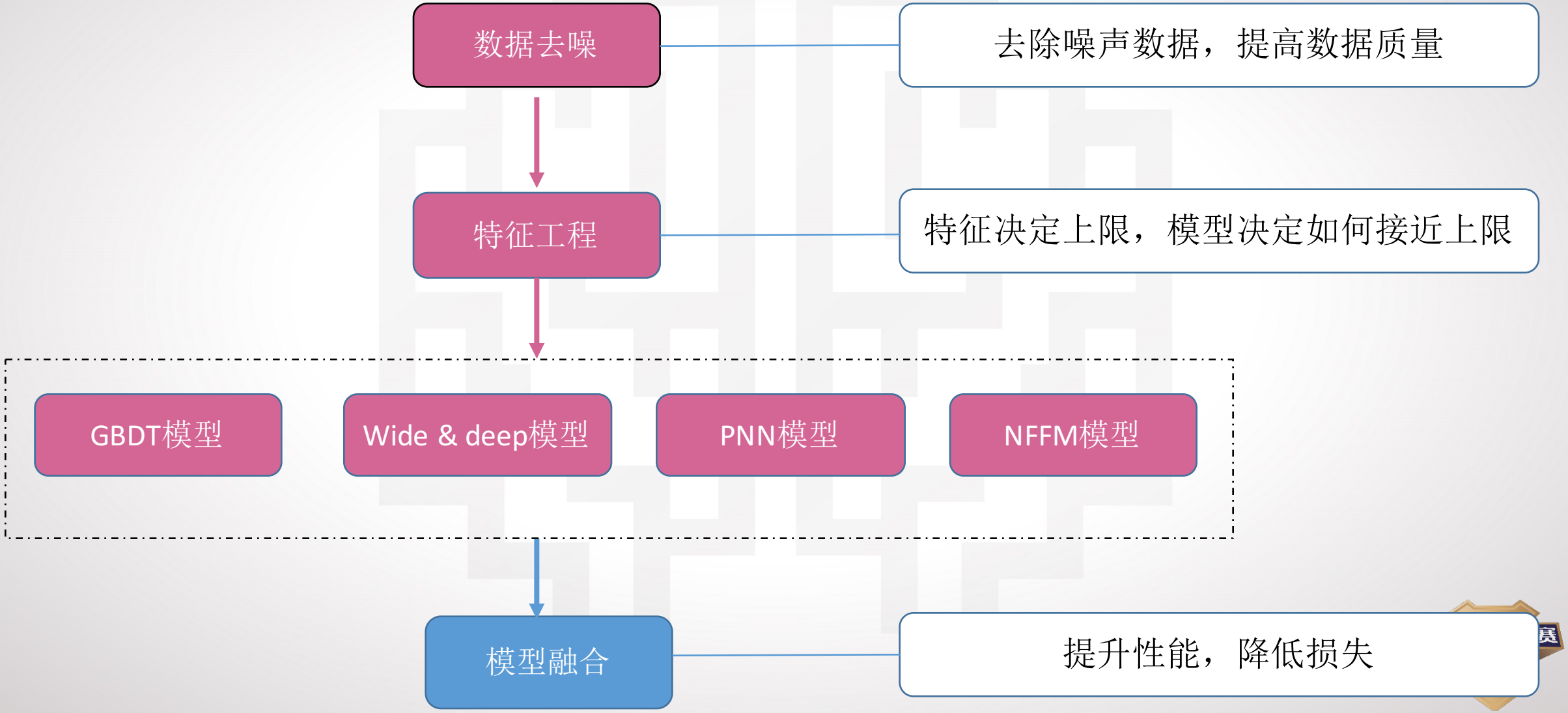


模型创新——NFFM with Element-wise product

单模型B榜0.101002，高于线上第3名



解题思路


数据去噪
去除噪声数据，提高数据质量
特征工程
特征决定上限，模型决定如何接近上限
GBDT模型
Wide & deep模型
PNN模型
NFFM模型
模型融合
提升性能，降低损失

模型融合

两组特征

- 简单特征(39个特征)，
  复杂特征(49个特征)

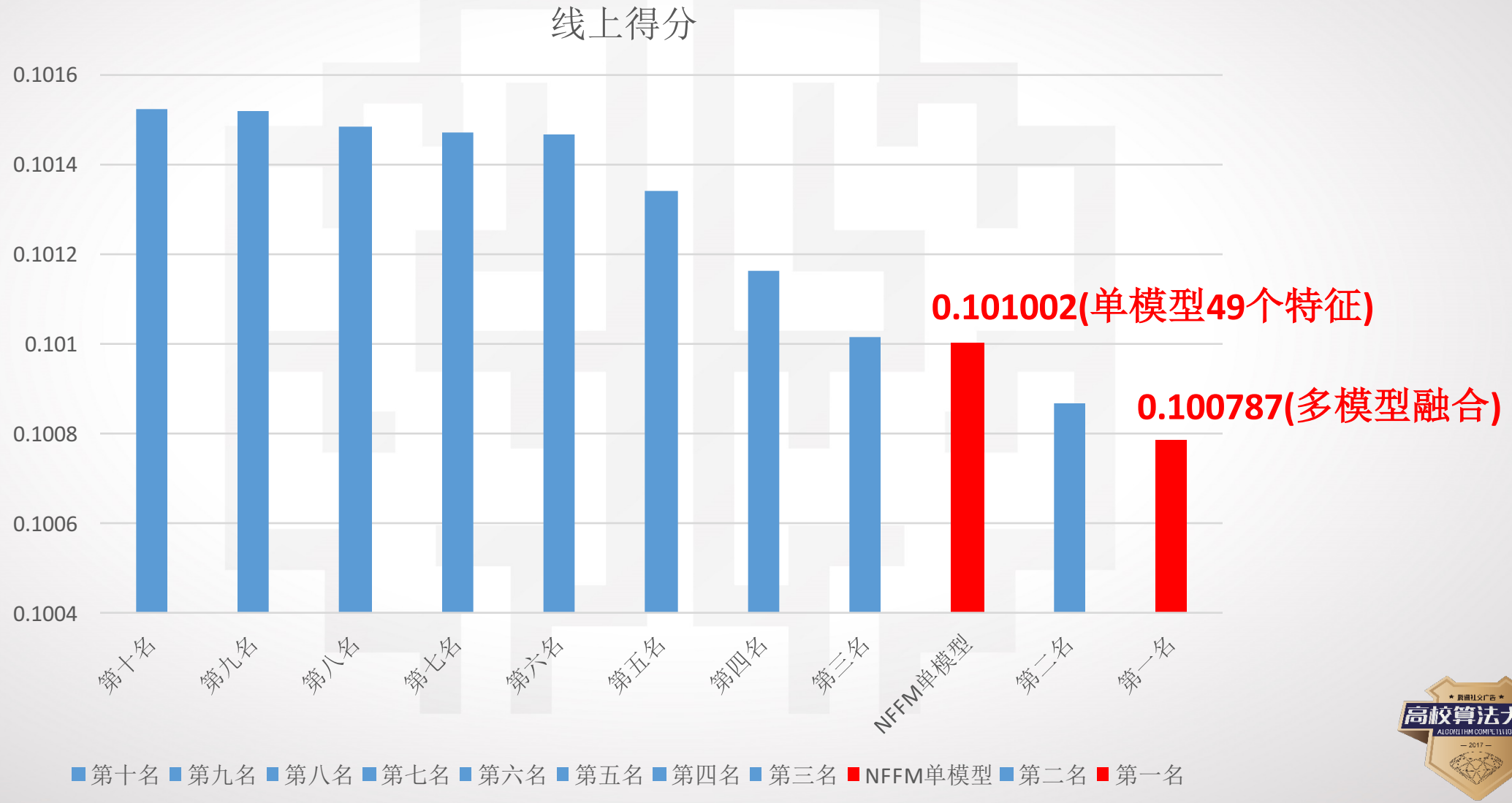
8个模型

- 1*GBDT + 1*wide&deep+2*PNN+4*NFFM

加权平均

- logit逆变化后融合

模型结果


线上得分
0.1016
0.1014
0.1012
0.101
0.1008
0.1006
0.1004
第十名
第九名
第八名
第七名
第六名
第五名
第四名
第三名
NFFM单模型
第二名
第一名
0.101002(单模型49个特征)
0.100787(多模型融合)
第十名 第九名 第八名 第七名 第六名 第五名 第四名 第三名 NFFM单模型 第二名 第一名

腾讯社交广告
Tencent Social Ads

关键问题与解决办法

问题一：点击次数过少的稀疏值
如何计算转化率？

App 特征

positionID

组合特征

UserID

```
if 点击个数 > 1000:
        return 转化个数 / 点击个数
else:
        return 缺失值
```

```
m = encode(点击次数)
n = encode(转化次数)
return encode(m, n)
```

0.0003左右的 提升！

问题二：过拟合问题

Failed

正则项

DropOut

Batch Normalization

同样的训练时间，提升**0.0006**左右！

Adam优化算法

Batch size: 2500 ~ 10000

3 epochs to **1 epoch**

log loss 降低 **0.0003**左右

随机顺序， 训练3次取平均

log loss继续降低**0.0003**左右

问题三：NFFM训练速度问题

Embedding Vectors VS Embedding Matrix √

训练速度提升三倍以上！

tensorflow的embedding_lookup操作非常耗时！

引文

[1] Guo, Huifeng, et al. "DeepFM: A Factorization-Machine based Neural Network for CTR Prediction." arXiv preprint arXiv:1703.04247 (2017).

[2] Qu, Yanru, et al. "Product-based neural networks for user response prediction." Data Mining (ICDM), 2016 IEEE 16th International Conference on. IEEE, 2016.

[3] Cheng, Heng-Tze, et al. "Wide & deep learning for recommender systems." Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems. ACM, 2016.

[4] Juan, Yuchin, et al. "Field-aware factorization machines for CTR prediction." Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems. ACM, 2016.

[5] Rendle, Steffen. "Factorization machines." Data Mining (ICDM), 2010 IEEE 10th International Conference on. IEEE, 2010.

腾讯社交广告
Tencent Social Ads