### 重点:

P10-11: EDA数据探索分析;

P12-15: 预处理,通过可视化分析来找一场样本;

P16-17: 特征工程;

P18: 特征选择;

P21: 强烈推荐的两个模型: XGBoost、LightGBM;

P25: baseline = 基本处理 + 原始特征 + 验证方法(时序验证或交叉验证) + LightGBM

# 如何进行一场数据挖掘算法竞赛

主讲: 王贺 (鱼遇雨欲语与余)

内容合作者:张杰(杰少,老师)

2019/05/02

### 本次LIVE的内容

- ▶ 1. 为什么要参加数据挖掘竞赛? 能带来什么?
- ▶ 2. 参加竞赛需要哪些基础知识和技能?
- ▶ 3. 如何选择适合自己的竞赛?
- > 4. 竞赛中的几个主要模块
- > 5. 竞赛过程中最重要的事情
- > 6. 好的竞赛总结比竞赛过程更重要
- ▶ 7.案例分享 (天池 "全国城市计算AI挑战赛")

### 1. 为什么要参加数据挖掘竞赛? 能带来什么?

1.1 从理论知识到工程应用

oppo

- 精英奖: TOP20主要参赛选手可直接入围OPPO校招终面 (即从 "笔试+专业+部长+HR" 简化为 "部长+HR" )

- 极客奖: TOP100主要参赛选手可参与OPPO校招可免去笔试环节

1.2 求职加分,企业看重



复赛审核通过的排名前10队伍,可进入阿里(优酷)校招绿色通道。

1.3 奖金的激励 (丰厚)



腾讯广告 复赛最终成绩前20名,获得校园招聘(包括实习)免笔试绿色通道。

1.4 交友, 学习, PK高手



奖项	数量	奖励 ( /支队伍 )	
大賽冠军	1支队伍	¥50万+Special offer+证书	
大賽亚军	1支队伍	¥10万+Special offer+证书	
大赛季军	1支队伍	¥5万+Special offer+证书	
大赛第4-5名	2支队伍	¥2万+技术岗直通终面(1年内有效)+证书	
大赛第6-7名	2支队伍	JDRead 京东电子书阅读器+技术岗直通终面(1年内有效)	
大赛第 8-10 名	3 支队伍	京东叮咚智能音箱+技术岗直通终面(1年内有效)	
大赛周冠军 线上赛期间每周 A 榜 Top1 团队		京东叮咚智能音箱	
大賽入围第 11-50 名	线上赛结赛日 B 榜排行榜 Top11-50 团队	招聘免笔试绿色通道(1年内有效)	

### 2. 参加竞赛需要哪些基础知识和技能?

### 很多人会问当理论学到什么程度的时候才能参加算法竞赛?



2.1 理论知识掌握:评价指标、数据分析、特征工程、常用模型

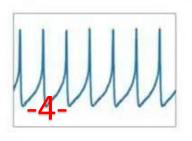
2.2 工具的掌握 语言的选择: Python

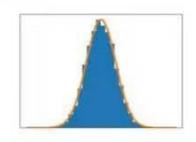
可视化工具: Matplotlib、Seaborn

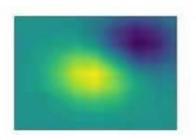
数据处理工具: Pandas、NumPy

机器学习库: Sklearn、XGBoost、LightGBM









### 3. 如何选择适合自己的竞赛?









3.2 竞赛分类:按任务目标划分:分为分类问题和回归问题;

按领域归属划分:搜索推荐、时间序列(销量预测、股票预测)、自然语言

处理(文本分类、情感分析)、计算机视觉(目标检测、图像分类)等

3.3 硬件要求:自己的机器能够支持并完成这场比赛,内存、显卡等,或者借助云服务器。

根据比赛类型, 比赛数据大小来确定。

### 七、建议使用的计算资源

3.4 与自己专业的相关性: 研究方向

单机运行内存不超过 128G, CPU 不超过 24 核。

## 4. 竞赛中的几个主要模块 问题建模 两脸茫然 数据分析 数据清洗 特征工程 模型训练 模型验证 模型预测 计算排名

### 4.1 问题建模

4.1.1 赛题理解

业务理解

及对用户体验的控制策略。通常来说,基本竞争力可以用干次曝光收益 ecpm = 1000 \* cpc\_bid \* pctr = 1000 \* cpa\_bid \* pctr \* pcvr (cpc, cpa 分别代表按点击付费模式和按 转化付费模式)。综上,其中前者决定广告能参与竞争的次数以及竞争对象,后者决定在每 次竞争中的胜出概率。二者最终决定广告每天的曝光量。

赛题数据

评价指标

分类指标:精确率、召回率、AUC、logloss

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

回归指标: MAE、 MAPE、RMSE等

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

-7-

### 4.1 问题建模

4.1.2 线下验证

 训练集 (历史数据)
 验证集 (历史数据)
 测试集 (新数据)

 N维数据
 Target
 N维数据

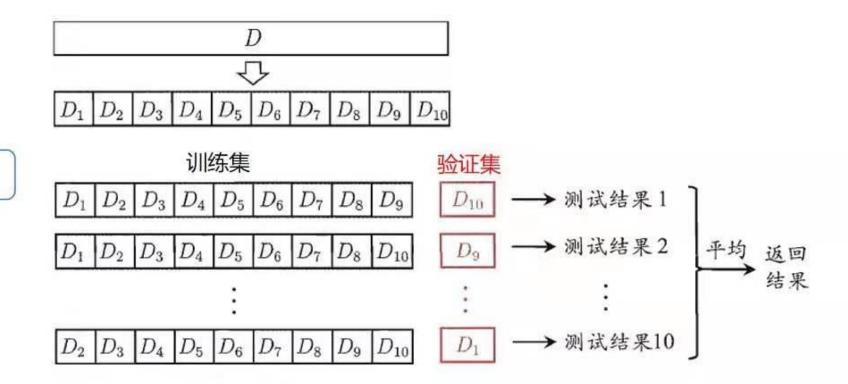
 时间分隔点

时序验证

### 4.1 问题建模

4.1.2 线下验证

K折交叉验证



4.2 数据探索性分析(EDA)

4.2.1 Why EDA? 数据类型大小(需要什么配置,参赛代价大不大)... 了解数据 数据是否干净(明显错误的数据,例如身高5m...) 标签是什么类型的,是否需要格式转换?... (DataFrame.info()) 线下验证集的构建,是否可能会穿越? 为建模做准备

是否存在某些奇异的现象? 为特征工程做准备:

例如时序的周期变化现象

-10-

### 4.2 数据探索性分析(EDA)

4.2.2 What must see?

EDA必看

EDA主要是通过可视化、统计监测 来进行,看一下均值情况或者是方 差 数据集大小,字段类型

数据多大,每个字段是什么类型的

缺失值的情况: 缺失是否严重,是否缺失有特殊含义

特征之间是否冗余:比如身高用cm表示和m表示就存在冗余

是否存在时间信息:潜在的穿越问题

标签的分布: 是否类别分布不平衡等

训练集测试集的分布: 测试集中有的字段很多特征训练集没有

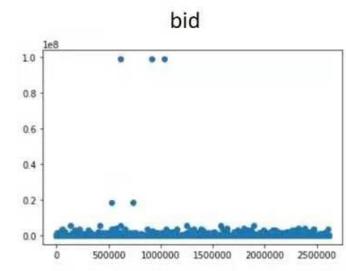
-11

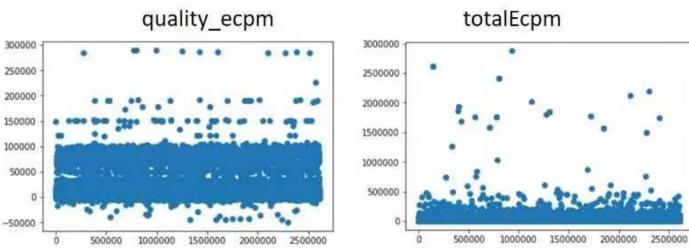
4.3 特征工程

4.3.1 数据预处理

(1)离群点处理,通过可视化查看,对弈哪些离群点可以考虑删除

离群点处理

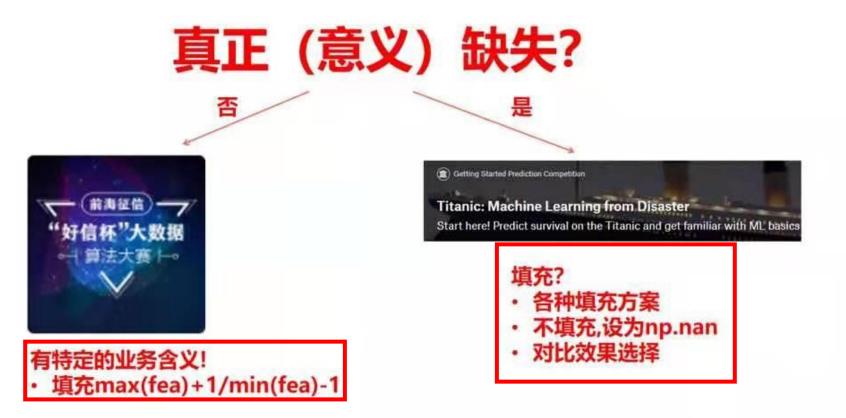




### 4.3 特征工程

4.3.1 数据预处理

缺失值处理



### 4.3 特征工程

4.3.1 数据预处理

错误值处理



体重800

### 4.3 特征工程

4.3.1 数据预处理

假标签处理

## 常见两种假标签



错误标签

#### 标签错误

・血压999999等





#### Caterpillar Tube Pricing

Model quoted prices for industrial tube assemblies \$30,000 1,323 teams 4 years ago

$$\sqrt{rac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(p_i+1) - \log(a_i+1))^2}$$

· 标签log1p化,再用mse进行优化学习

### 4.3 特征工程

4.3.2 特征提取

类别特征

类别特征的构造思路有 旁边几种 自然数编码

独热编码

计数统计 (异常值敏感)

计数排名 (异常值不敏感)

目标编码

交叉组合 (类别-类别、类别-数值) 例如 腾讯比赛原始类别特征

广告id 广告账户id 商品id 商品类型 广告行业id



定向人群 投放时间

独热编码one-hot

计数统计count

目标编码/mean

交叉组合

4.3 特征工程

数值特征

数值特征的构造方

法少一些

4.3.2 特征提取

分桶 (转化为离散特征)

特征交叉 (加减乘除, 根据业务)

粒度可以变细, 如某一类别的 平均出价\*点击

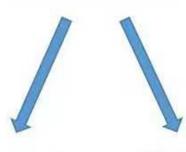
交叉组合 (类别-数值)

特征交叉

交叉组合

腾讯比赛原始数值特征

bid pctr quality\_ecpm totalEcpm



### 4.3 特征工程

4.3.2 特征提取

时间特征

时间特征是一个重要的特征,离得时间越近越能代表最近的行为

日期变量(年、月、周、日、小时、分钟)

时序相关特征 (历史平移,滑窗统计)

后面案例详细介绍

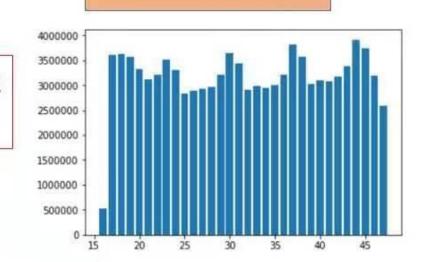
-18-

### 腾讯比赛原始时间特征

请求时间创建时间

构造月、周、日特征

根据日进行历史平移



### 4.3 特征工程

4.3.3 特征选择



过滤法

相关系数

4

卡方检验

4

互信息

可以通过旁边的三类方法进行特征选择



封装法

前向搜索

4

后向搜索



嵌入法

基于学习模型的特征排序

如树模型可以直接返回特征的重要性

### 4.3 特征工程

4.3.3 特征选择

数据 (1416维)



我举个栗子

例子: 当时数据完全展开有1416维



2018科大讯飞AI营销算法大赛

3万形大科

本次大賽提供了用飞AI营销云的海量广告投放数据。参赛选手》 的广告点击概率

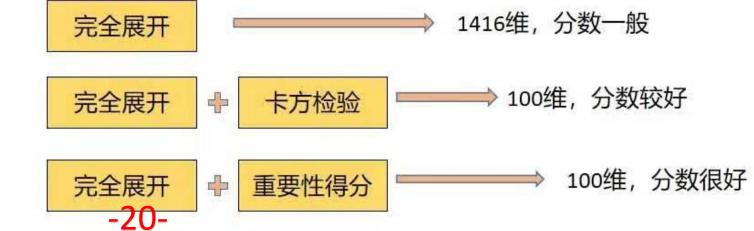
童业

分类

財資: 2018/09/01-201



可能包含重要信息,也可能包含噪音,给出三种做法



4.4 必备模型

XGBoost 对类别和连续特征 友好 LightGBM 缺失值不需要填充



(冠军) LightGBM



(亚军) LightGBM



(季军) LightGBM

### 4.5 模型融合



### 5. 竞赛过程中最重要的事情

- 5.1 海量数据分析(对于数据的理解,业务的分析能力提升)
- 5.2 不断尝试新的idea (相关论文或自己的想法)
- 5.3 多向优秀的选手学习提问



### 6. 好的竞赛总结比竞赛过程更重要

6.1 赛后及时总结:自己的整体思路、关键代码、自己的不足、还需要做哪些尝试。

6.2 学习优秀方案:不仅局限于自己的思维方式,其他人是如何思考的,哪里是可以借鉴的,进行对比发现自己的不足。

基本处理+原始特征+验证方法+LightGBM=Baseline

时序验证

赛题目标

赛题数据

评价指标 MAE

→ LightGBM

各站点每十分钟的进出流量预测

列名	类型	说明	示例
time	String	刷卡发生时间	2019-02-01 00:30:53
lineID	String	地铁线路 ID	С
stationID	int	地铁站ID	15
deviceID	int	剧卡设备编号 ID	2992
status	int	进出站状态,0 为出站,1为进站	1
userID	String	用户身份 ID	Ad53ce59370e8b141dbc99c03d2158fe4
payType	int	用户刷卡类型	0

交叉验证



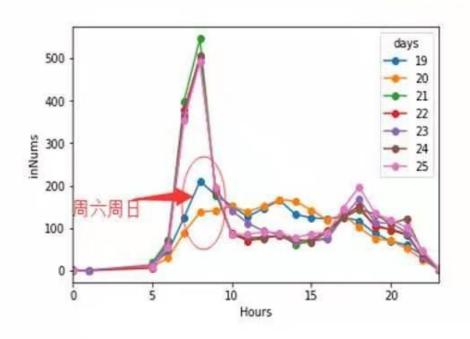
地铁站之间的连接关系表

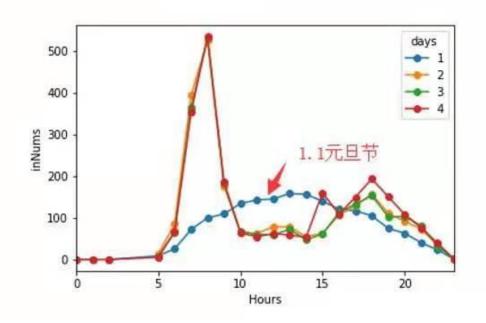
特征工程

离群点处理

缺失值处理

### 通过可视化分析来找异常样本





特征工程

类别特征

lineID stationID deviceID 连接关系表 时间特征

刷卡time

数值特征

流量 (需要自己构造)

各地铁站之间的连 接关系81x81的二 维矩阵

**↓** 

week
day
hour
a half hor
ten minutes

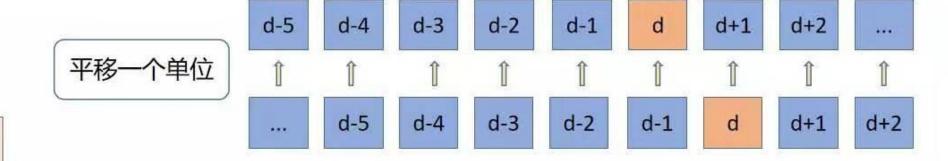
历史平移 滑窗统计

类别特征 stationID stationID相关 连接关系

-27-

特征工程

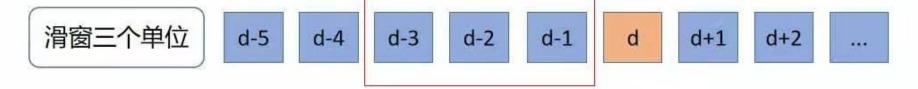
以天为单位,每个方格分别代表 发生在每天对应10分钟的流量



流量

历史平移 + 滑窗统计

对于常见得时序问题时,都可以采样这种方式来提取特征,构建训练集。



构造统计特征,如均值,最大值, -28- 最小值来反应前三天的情况

### 4.1 问题建模

4.1.2 线下验证

 训练集 (历史数据)
 验证集 (历史数据)
 测试集 (新数据)

 N维数据
 Target
 N维数据

 时间分隔点

时序验证