第三届融360天机-智能金融算法挑战赛拒绝推断赛题--TOP2方案

已关注

我们团队： ‘一壶浊酒’ ，A榜第二，B榜也是第二真心遗憾，不尽人意。

拒绝推断赛题相对来说没有太大的难度，因为是匿名特征，更多的是常规操作，下面是我们团队的PPT，以及针对PPT的分享，和大家一起学习进步。

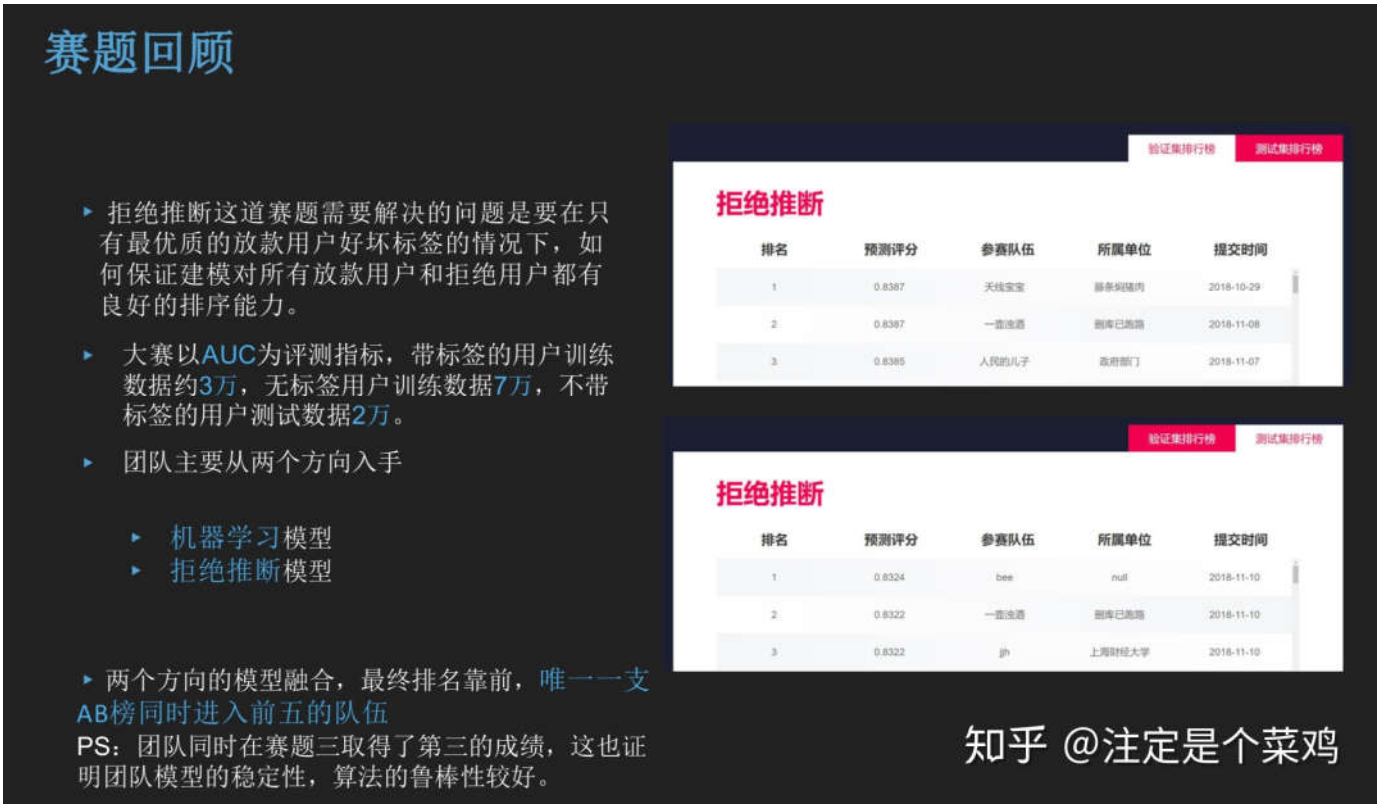
讲解分为三部分：1团队介绍及赛题回顾 2赛题难点及解题思路 3比赛总结及落地方案

团队介绍： ‘注定是个菜鸡’ ，中科大研三鹏哥大佬，西南大学研二胡敏强力队友。

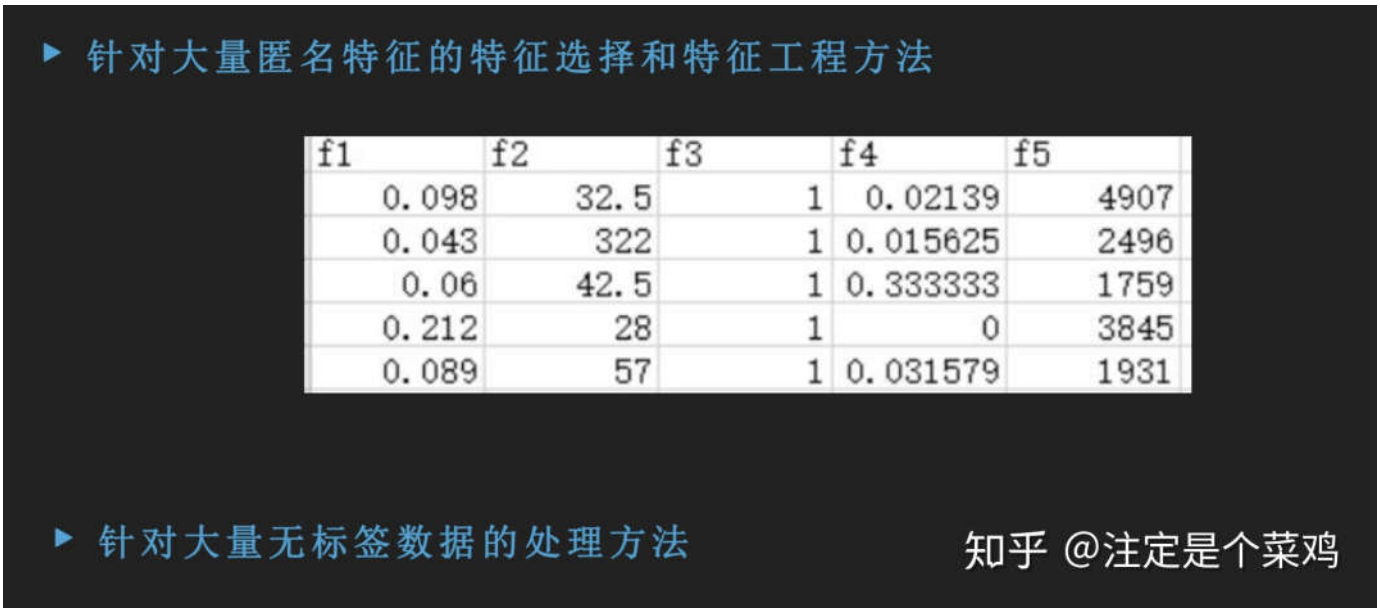
赛题回顾：

题目链接：http://openresearch.rong360.com/#/question

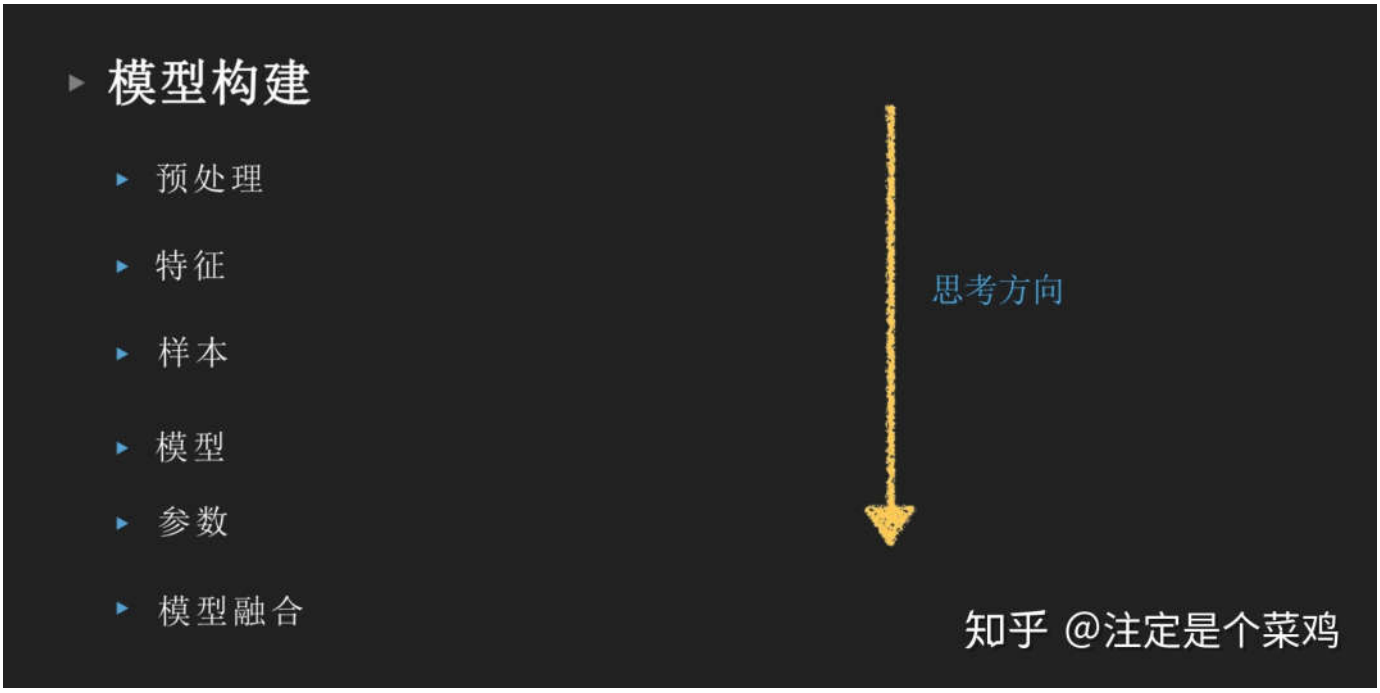
模型总是倾向于允许较好的客户进入模型，拒绝掉质量较差的客户，久而久之模型缺乏对于质量较差客户的特征的训练，导致学习不到坏客户的特征，可能会引入大量坏客户入模。针对这种现象，我们需要想办法让模型能够同时兼具对于好坏客户的判断能力。



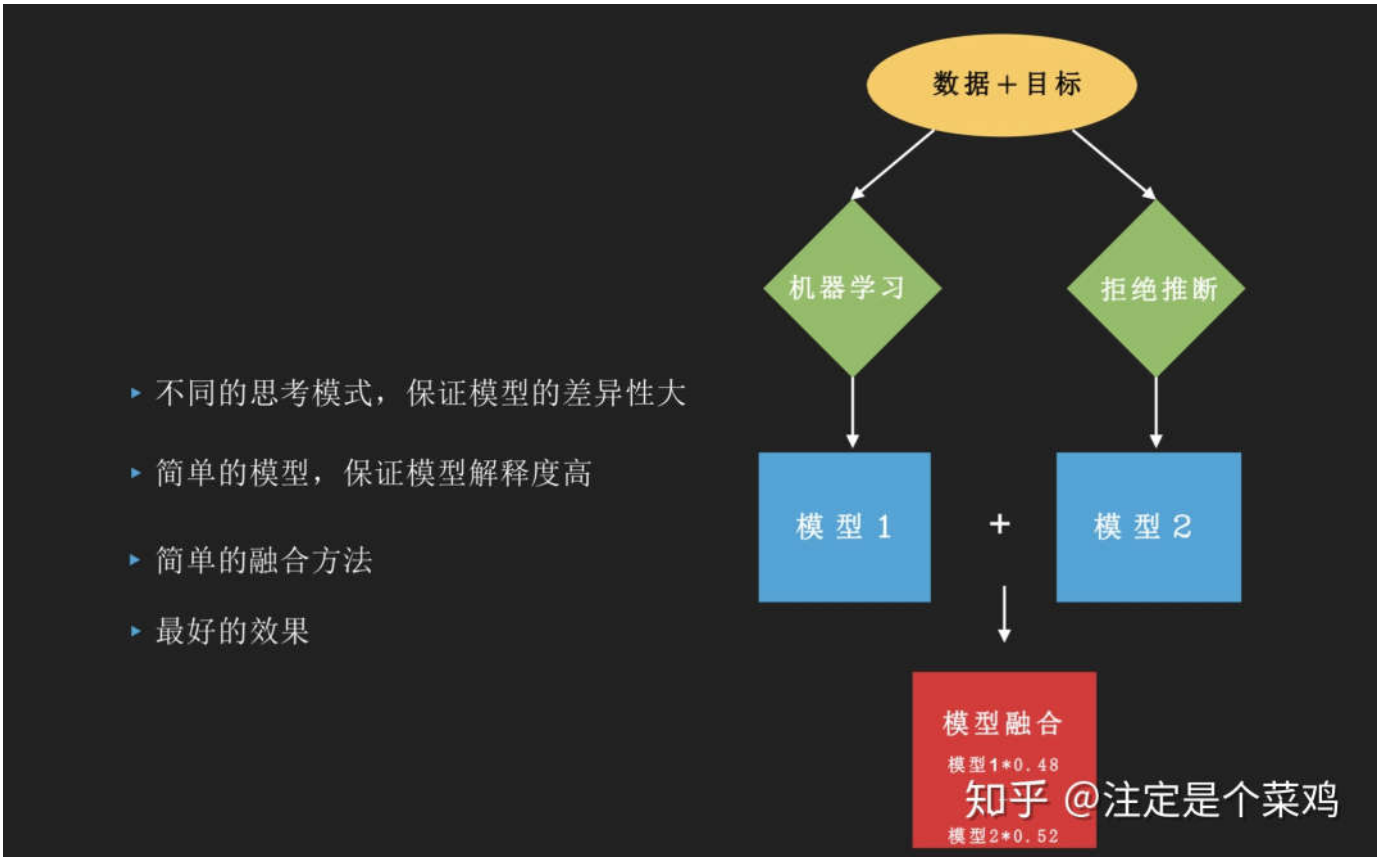
赛题难点：



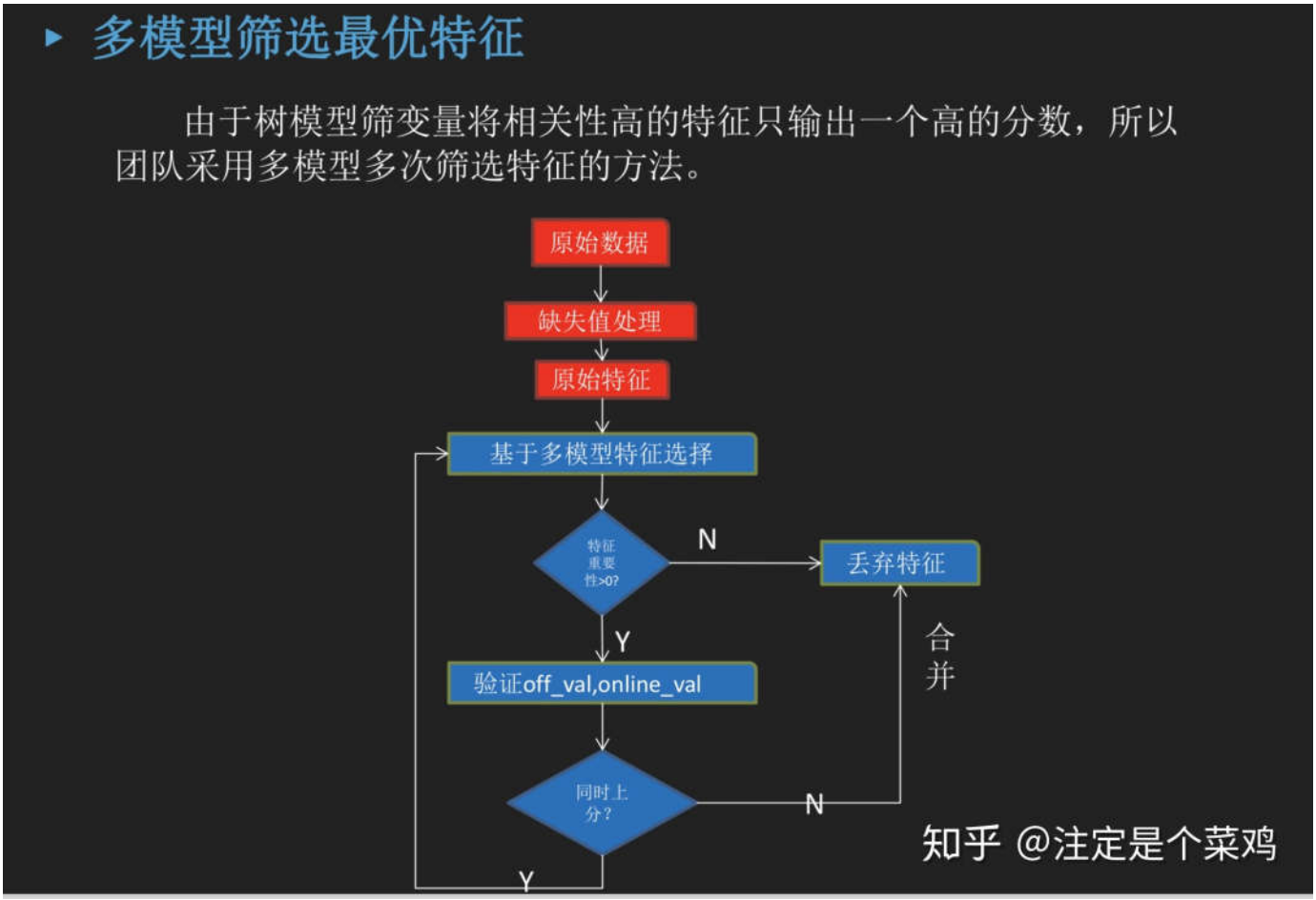
data mining的处理点



解题思路：针对两难点，打造准而不同的两个模型。下面从上面的6项要点逐一介绍，并着重介绍两大难点。



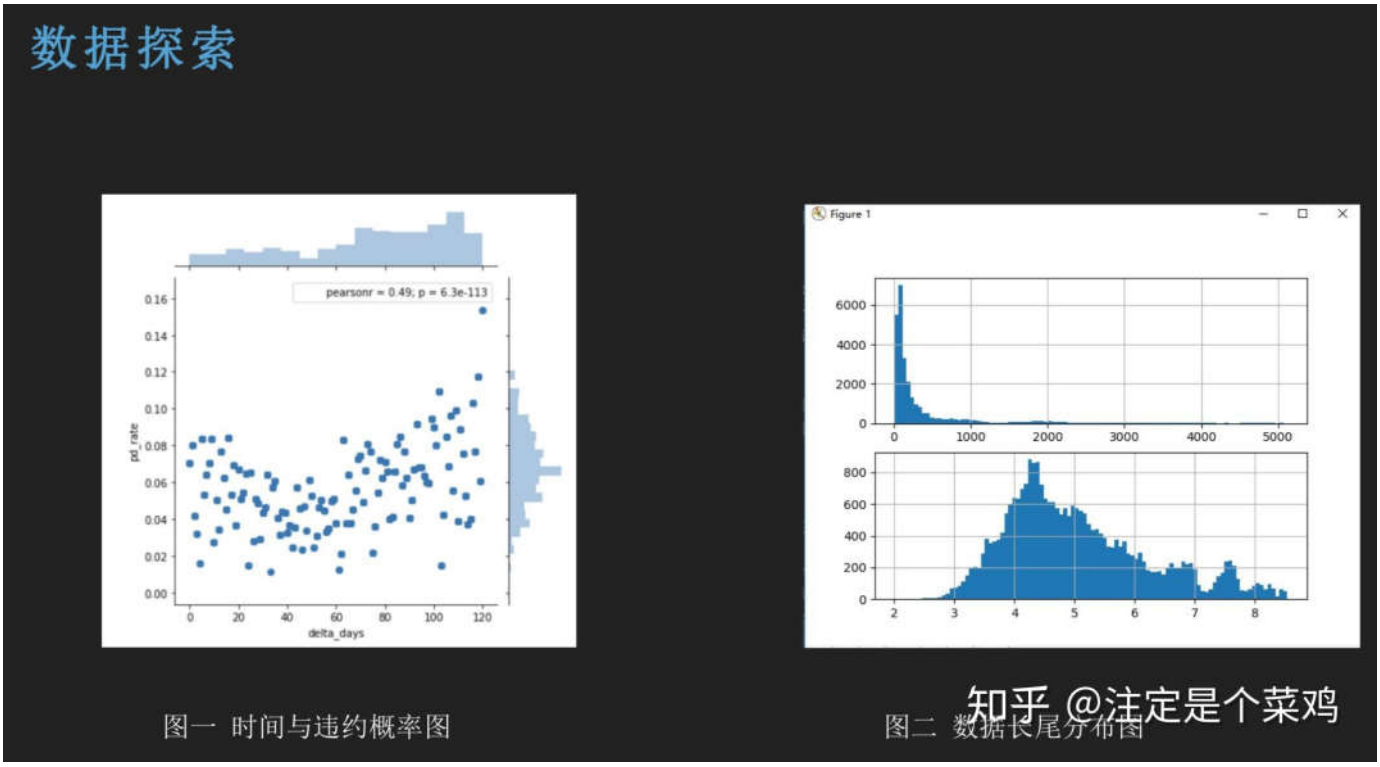
首先特征选择，由于是海量匿名变量，我们需要确定数据探索的顺序，那么我们可以根据feature_importance的顺序来探索。



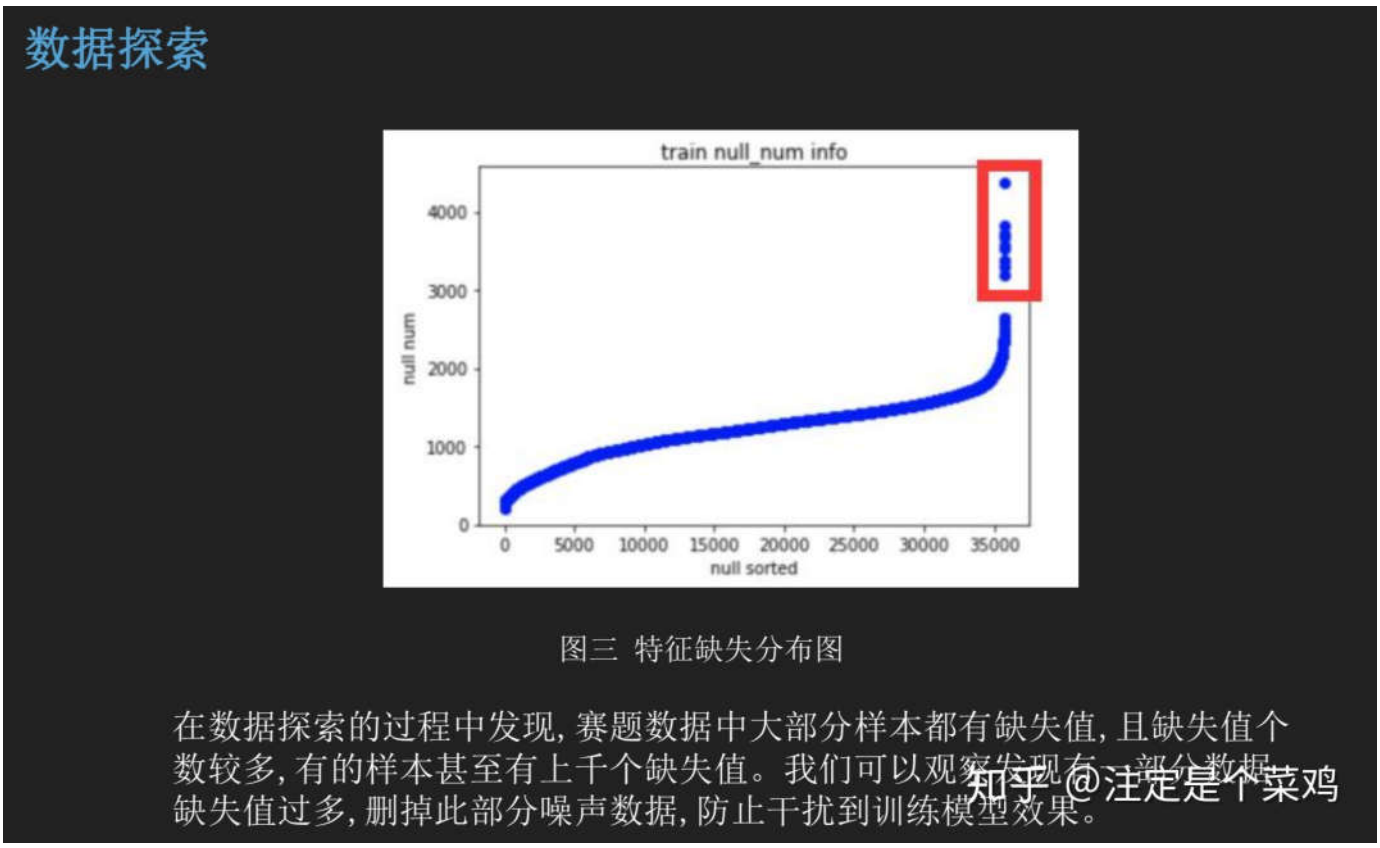
简单浏览数据的大致分布

	mean	std	min	25%	50%	75%	max
f1	28.224	5.483	0	24	27	31	98
f2	0.444	2.171	0	0	0	0	16
f3	3.325	0.720	1	3	3	4	4
f4	51762.428	5338536.859	0	5000	10000	20000	999999999
f5	2.646	0.985	1	2	2	4	5
f6	0.506	1.279	0	0	0	0	5

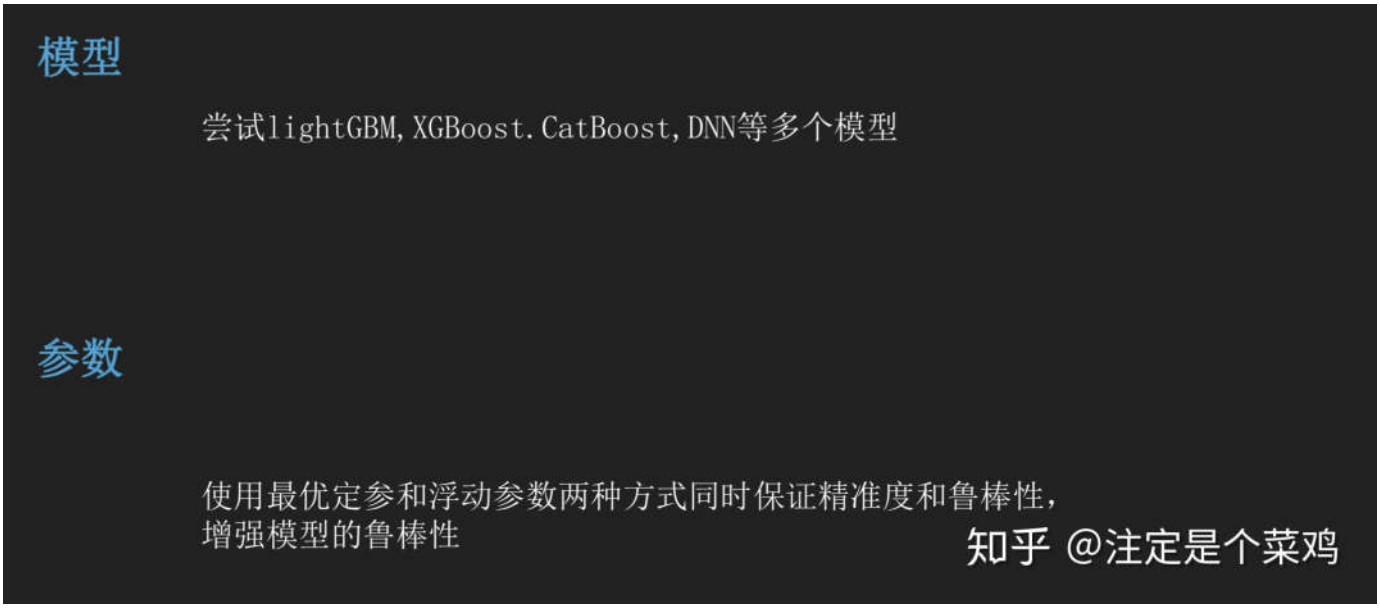
按照特征重要性，依次进行离散特征的去噪或连续变量的平滑等处理。对时间的观察也十分重要，通常来讲我们需要考虑在时间轴上是否存在日，月，年，星期或月初月末等周期性问题，以及考虑节日所带来的影响。本题中我们发现样本数量和逾期率都成U型，猜测是策略所致。时间在金融风控中经常属于不稳定因素，经常受到市场和政策变化而受到影响，我们在本次比赛中考虑到商业应用，没有入模。



我们发现无论如何做特征选择，统计样本缺失数量的时候，一直都存在一些噪声，去除噪声后，效果有明显提升。同时我们针对缺失值给予一个没有的数，当做一种类别来处理。尝试离散变量和连续变量分开填充可能效果会更好。

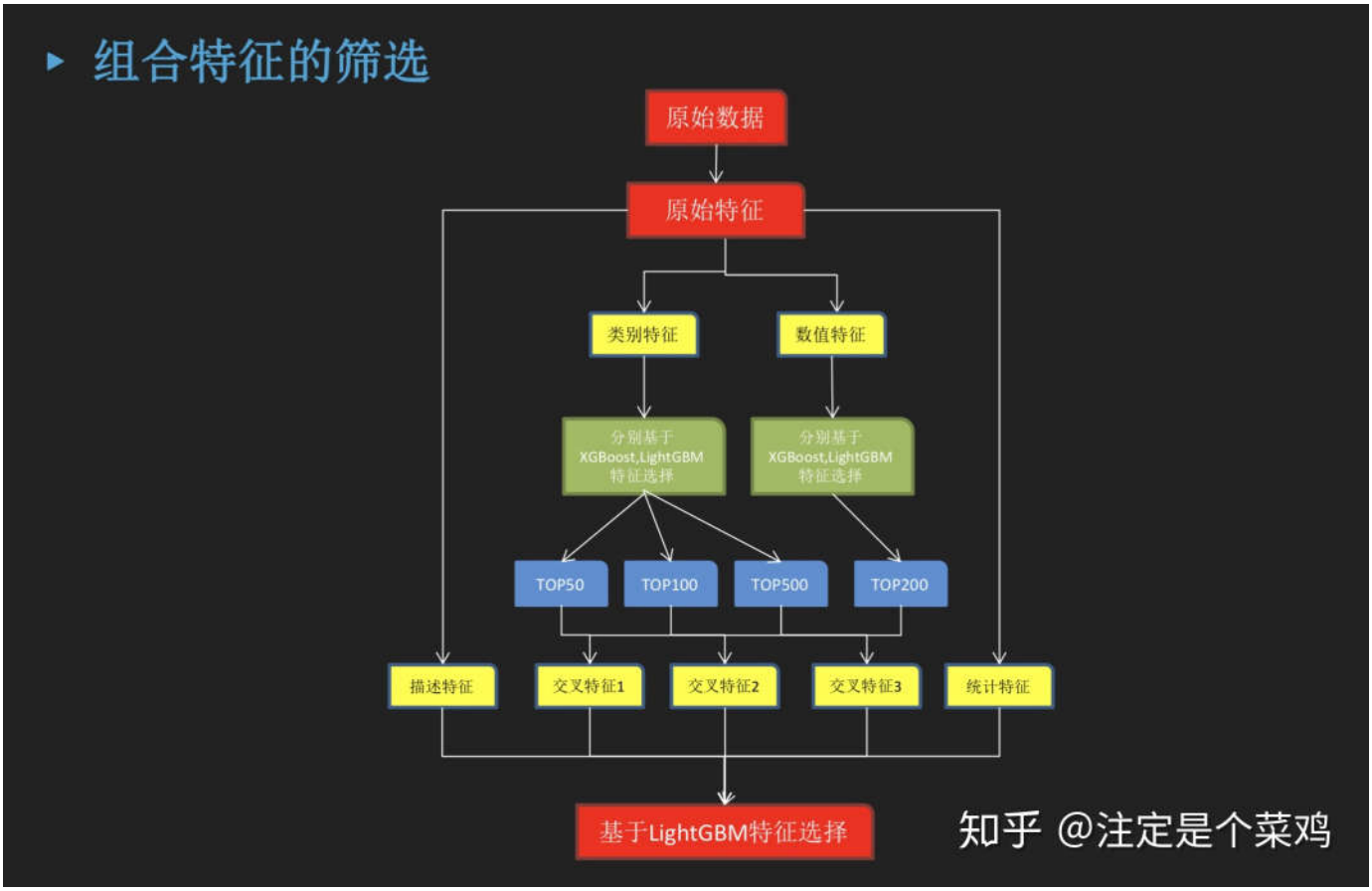


模型、参数：我们团队尝试了多种模型，和两种使用参数的方案，最终来确定最优方案。

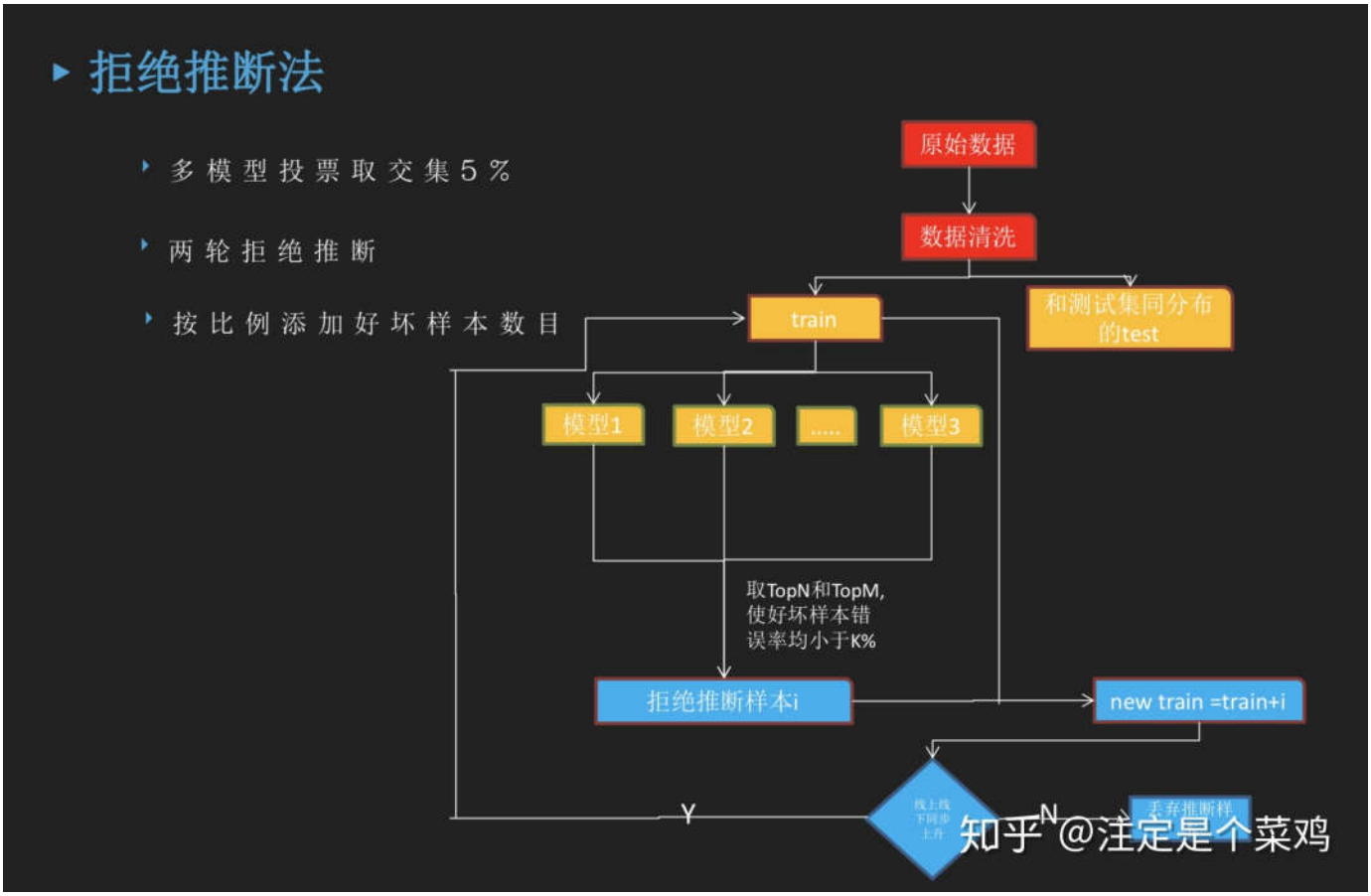


特征：我们团队针对匿名特征工程，提出了启发式的二次特征工程方案，其中包括统计类特征，交叉特征，描述类特征。如果在有业务意义的情况下，建立特征之间的联系会更好的提升模型效果。

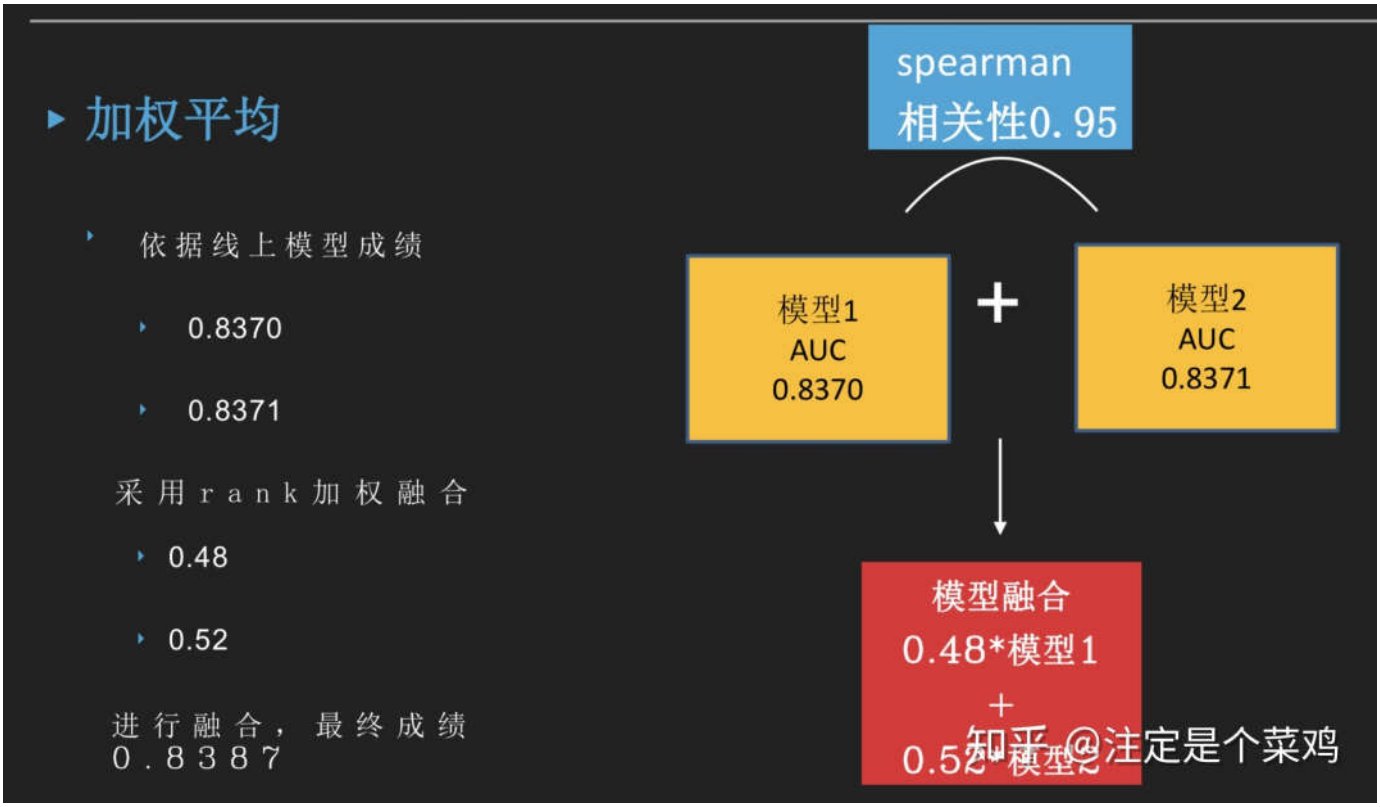
下面是我们在二次特征工程的方案，离散变量尝试特征重要性TOP50，100，500三种情况，连续变量使用特征重要性TOP200，与离散变量做交互。



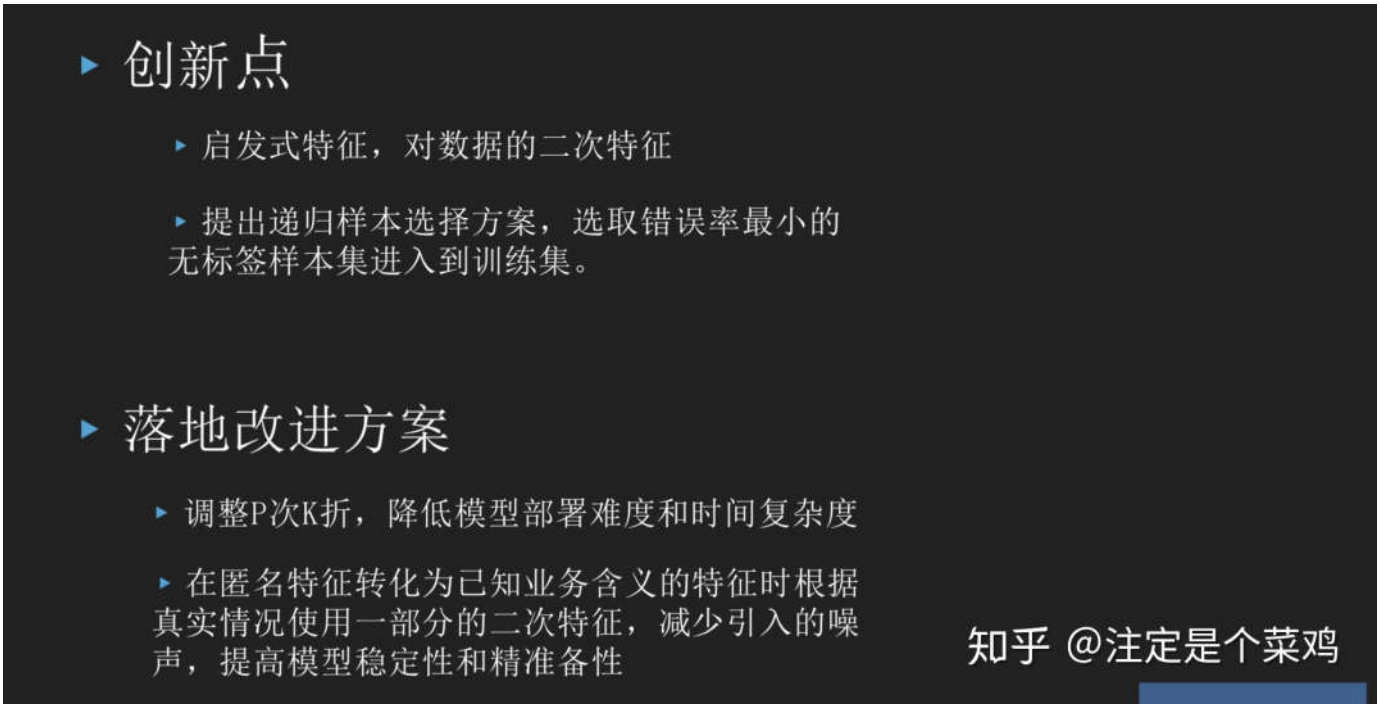
样本：如何使用大量的无标签样本也是本题的重中之重，这里提出recursive sample selection方法，在构造的与A榜同分布的offline_val中，通过多模型确定offline_*val的最优阈值，我们团队在本题中确保预测错误率在1%以下。最后用构造出的复合模型预测unlabel，来保证unlabel的最优预测。以此方案反复循环，不断将最新样本入模保证使用最优的复合模型来预测unlabel，知道达到最优样本。(在此过程中，很可能会出现一批样本针对某参数有极好的预测能力，但我们希望是一批稳定预测的样本，所以在多组参数下依然稳定的样本，才可以被确定为最终入模的unlabel)*



融合：高差异性，准而不同的两模型根据线上表现加权融合。我们在排序中看差异性经常更多的关注斯皮尔曼。



创新点及落地方案：



针对这次拒绝推断赛题，我们团队在常规处理的基础上，针对赛题两难点分别做了处理，在某一方面上实现了风险对冲，所以模型稳定性较强，也是赛题一中唯一一个AB榜同时进入前十的队伍。欢迎点赞，谢谢各位大佬

赛中分析

Hallo大家好，我是‘干不过各位大佬’，前几天参加了融360举办的第三届天机杯的风控比赛，由于时间不是很充分，只参加了第一题，目前单模成绩8365，暂时排在第二，考虑到时间成本和模型易部署性，一直只用一套特征和一个lightgbm上分，最近又有好多天池大佬入场，简直是慌的一批，赶紧出个思路和大家一起学习下，然后融融模型就准备弃赛了。说指导的话完全谈不上，只是希望可以做个分享和大家互相学习，共同进步。

接下来想说一下，之后本专栏会专门针对比赛做一些分享或给出baseline，算是一种个人思路的整理，也算是一种回馈吧，主要写手是我同学们天池中经常前排的一拨人(隔壁深度学习写手是从半年多前进入比赛届后三连冠，从不做第二的大佬，几天后会有几个深度学习比赛分享，大家之后可以多关注下深度学习大佬的文章。)当然如果侥幸我这种菜鸡也不小心拿了前排自然也会分享出来，希望和我们一样的奋斗者们尽快的也能在这个领域有所斩获，尽快成功。这样做的原因其实有很多，其一是对自己思路的整理同时也能帮助到一部分和我们一样的人，我认为这是一件非常开心并且有成就感的事情，其二是我们几个小伙伴其实也是受益于各种开源的代码和思路，才逐渐成长，虽然不是完整的一个系统和套路，但零零散散的收获也是要感谢乐于分享的这些大佬们。所以也欢迎小伙伴们关注。

那么接下来废话少叙了，说一下这道题

融360中的第一道比赛题目是拒绝推断，首先先了解下题目业务内容和数据情况：

题目链接：http://openresearch.rong360.com/#/question

赛题的数据可以在题目链接中获取，训练样本10000W（由33465有标签样本和66535的灰样本组成），A榜测试集数据2W，B榜测试集数据2W

> 2016年1月，机构A通过自建风控模型开始放贷，初期获得了良好的收益。随着时间的推移，机构A发现在样本通过率5%不变的前提下，机构逾期率由2016年1月的5%逐步升至2017年7月的15%，大量坏账导致机构A由盈利

陷入亏损境地。公司模型人员仔细检查模型，发现其在训练集和测试集上都表现很好，并没有任何异常，百思不
得其解。

在金融信贷场景中，放款机构会通过模型评分筛选用户，评分较好的用户可以获得放款，评分较差的用户直接
被拒绝，机构只能获得放款用户样本的好坏标签，对于大量拒绝用户的还款情况无法获得。随着时间的推移，
机构手中的训练样本都是“评分较好”的通过用户，而没有“评分较差”的拒绝用户，由此训练的模型在“评分较好”
用户中表现越来越好，在“评分较差”用户中却无法得到任何验证。
但是，金融风控模型真实面对的客群却包括了“评分较差”的用户，模型在“评分较差”用户中无法得到验证，
导致训练的模型越来越偏离实际情况，甚至通过了大量应该被拒绝的坏用户，致使大量坏账出现，直接带来巨
大经济损失。因此，在只有最优质的放款用户好坏标签的情况下，如何保证建模对所有放款用户和拒绝用户都
有良好的排序能力，是金融风控模型需要解决的重要问题。解决该问题可以是传统的拒绝推断技术，也可以尝
试其他机器学习技术，参赛者可自行选择。

1.具体内容
训练样本：从2018.1.1到2018.5.1放款用户样本，信用评分top30%的样本给出每个样本是否逾期，后70%样本只有3000个给是否逾期。(约10万样本)　　验证样本：从2018.1.1到2018.5.1放款用户样本，验证集不提供样本是否逾期，参赛选手自行完成是否逾期预测后，可以提交至比赛平台评估结果。（约2万样本）

测试样本：与验证样本来源相同且同分布。测试集不提供样本是否逾期，参赛选手只能在比赛最后的评比阶段将
预测结果提交至比赛平台评估，且只能提交一次。（约2万样本）

2.我们需要你们完成
对用户各类信用相关数据进行分析处理，挖掘数据价值。
根据验证样本和测试样本的样本特点，从训练样本中选取合适的训练集，完成建模，保证模型在验证样本和测试样本上的效果。

于是看到题目和数据你想到了哪些？是不是有一个框架和思路在脑海里，看到题目我想到了以下一些问题，如果有缺漏或错误欢迎补充和纠正哈。

1.数据分布看了没。训练样本中大部分都是打分靠前的，只有3000个是打分靠后并混合了拒绝样本，那么他们和验证集和unlabel之间的分布情况看了么？分布一致么？那么应该如何选取train和offline val呢？这题K折offline val很飘，那你如何保证offline val和online val的一致性来验证呢？还有我们平时看分布要注意的是为了保证特征的稳定性，是否将训练集和验证集一起看了？

2.特征这么多，是不是需要降维。我们常常通过降维来降低过拟合风险，使模型泛化能力更强，增强模型对特征之间关系的理解，但如何把降维后的特征做好非常重要，如何才能使重要信息丢失最少呢？

3.数据挖掘最重要的一步EDA做的怎么样。在做EDA的时候这么多变量应该从哪个变量开始要有自己的想法，根据EDA的结果做怎样的特征？比如有没有周期性的问题，有没有噪声，有没有可做的规则。

4.数据零散杂乱无章，噪声去了么？缺失值又是如何填充的呢，分类和连续变量填充方法是否一样，如果想分开填充如何区分分类和连续变量的呢？如果没有办法很好的区分开是不是要想其他办法？去噪声和缺失值填充都可上分

5.模型参数如何调整的？可以参考下模型理论知识，应该可以调整到较优参数，但是参数的调优不可全信，A榜高不一定B榜也高,已经深深感到换数据后要被吊打了，瑟瑟发抖在角落。。

6模型怎么融合的都试了下么？总有一款是适合的。什么时候简单融合什么时候加权融合，stacking，blending还是排序后标准化再融，这些不同方法的特点是不同的，需要多去思考和尝试。模型融合一般我们希望准而不同，如何能做到准而不同，又十分稳定呢。防止B榜崩盘，个人不是非常建议使用高但不稳定的模型，参数变动一点点整体auc浮动很大的话，或样本或特征一定是有问题的，我们重在解决问题，尤其金融领域，稳定胜于一切，这类模型往往B榜或是实践中可能会出现各种意外情况

7这个时候模型的预测能力很强了吧？灰样本利用了么？我们利用灰样本要尽可能的准确了解预测情况才好利用，而不是3%，5%，10%的去蒙。灰样本的利用找不好的话会很飘，这里如果可以找到合适的样本集对整体的预测会非常有利，我们的训练样本希望是能够在模型中稳定表现的。所以如何才能找到最准确而合适的灰样本也是本题的重点。

哈哈哈，记得一位大佬说过其实数据挖掘就是面向数据编程，我们要根据数据的状态与变化去针对性解决问题，当然套路是有的，但套路不是一层不变的，所有人都可以拿大佬们的开源框架，但成绩却有高有低，比如这道拒绝推断题，拒绝推断的方案有N多种，选择哪一种方案是更优的是需要不断的思考与验证的。所以说技术绝对不是做好数据挖掘应用的瓶颈，解决问题的能力才是做好一件事的关键。多用脑思考多动手验证，更多的思考和动手才能更好的解决问题。

以上这些个人的思考过程和想法，很多想法没有全部都验证完，如果全部都做完猜测应该会至少再高几个千，比赛结束后，会将具体实现方案分享出来，希望可以和大家一起学习讨论下，本来是写了不少自己的实现方案的，但是这两天发现群里眯着几位大佬，大佬面前就不献丑了，估计大佬出手肯定是要分分钟被干掉了。大家比赛玩的愉快咯哈哈 一起加油各位奋斗的小伙伴们，愿奋斗路上，我们一起成长。

编辑于 2018-12-13