

# 人工智能之机器学习

## 金融反欺诈模型

上海育创网络科技股份有限公司

主讲人: 刘老师(GerryLiu)

#### 课程要求



- •课上课下"九字"真言
  - 认真听, 善摘录, 勤思考
  - 多温故, 乐实践, 再发散
- 四不原则
  - 不懒散惰性,不迟到早退
  - 不请假旷课,不拖延作业
- 一点注意事项
  - 违反"四不原则",不推荐就业

### 课程内容



- 垃圾邮件过滤
- 音乐系统文件分类
- 金融反欺诈项目

#### 金融与科技的结合



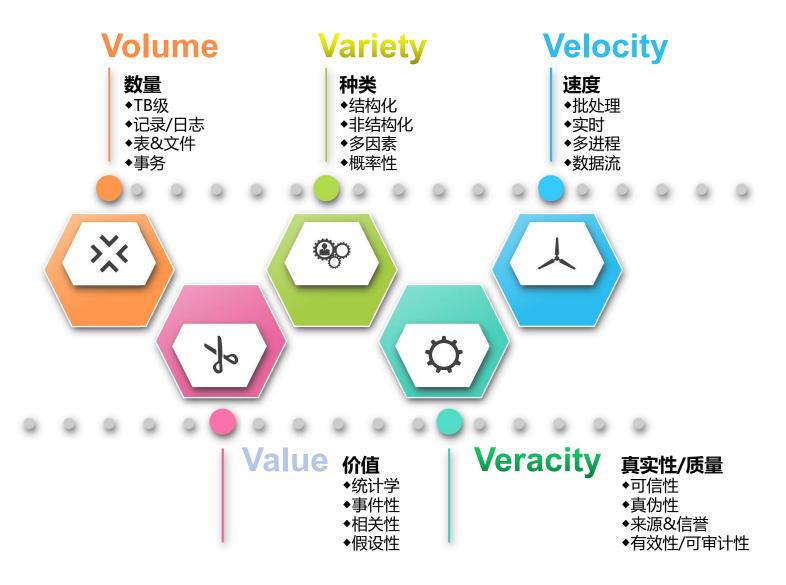
• 金融的本质: 资源的最合理利用

• 互联网技术:交易的边界成本趋向"零"

金融技术:用大数据、云计算等技术实现资金的融通、支付、投资和信息中介服务;利用大数据、机器学习等相关领域技术对大量的数据进行处理分析操作,并得出一些对于业务有一定促进能力的结论。

#### 金融与科技的结合





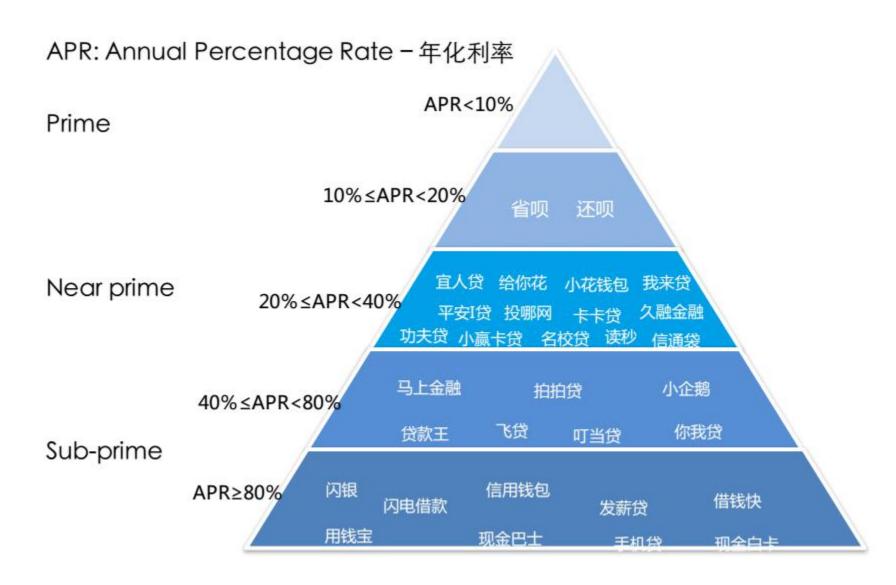
## 金融产品借贷产品排名



发展 排名	平台	* 发展指数	上线时间	所在城市	成交	: 人气	合规	品牌	÷ 分散度	透明度	<del>关</del> 注	对比
1	宜人贷 🗧	78.04	2012.07	北京.朝阳	93.46	85.98	85.12	85.49	94.73	51.42	关注	对比
2	陆金服	77.87	2012.01	上海.浦东	97.66	90.8	90.65	73.03	93.47	54.24	关注	对比
3	人人贷	77.83	2010.10	北京.海淀	89.31	77.54	94.63	75.89	94.18	71.24	关注	对比
4	拍拍贷	76.42	2007.06	上海.浦东	91.36	75.39	77.43	86.82	95.26	62.13	类主	对比
5	点融网	76.39	2013.03	上海.黄浦	77.4	73.44	88.08	85.96	83.83	73.06	关注	对比
6	爱钱进	73.91	2014.05	北京.东城	93.2	88.14	85.75	58.45	93.99	56.16	类注	对比
7	微货网 🗵	73.34	2011.07	浙江杭州	88.77	83.18	69.7	72.54	94.66	61.94	关注	对比
8	有利网	73.26	2013.02	北京.海淀	96.77	85.18	82.11	58.17	91.71	65.01	( 対注 )	对比
9	团货网 🚡 🧧	72.43	2012.07	广东.东莞	72.68	78.91	71.32	74.13	94.76	73.54	关注	对比
10	积木盒子	72.28	2013.08	北京朝阳	72.37	73.77	85.44	59.52	91.27	76	(美主)	对比
11	投哪网	70.62	2012.05	广东.深圳	74.11	72.65	77.04	68.28	87.32	66.29	关注	对比
12	翼龙贷 🖥	69.3 1 2	2011.04	北京.海淀	77.86	68.36	82.71	66.09	94.99	63.3	美主	对比
13	搜易贷	68.85 ↓ 1	2014.09	北京海淀	63.27	61.39	81.28	67.76	78.41	63.6	关注	对比

#### 中国信用贷款领域产品分级





### 金融行业面临的欺诈风险



风险	遇到的问题	业界通常解决方法	业界的方法为什么无效			
信用风险	还款能力	收集收入水平、消费 水平、负债情况等对 用户进行风险评分	无权威数据、数据收集 难度大、传统评分卡有 效特征挖掘难度大			
欺诈风险	伪冒申请和 欺诈交易	人工审查、信用黑名 单、基于规则	人工效率低、无权威黑 名单、无法自动发现异 常、欺诈手段更新快			

#### 人群团体化



地区集中化



方式多样化

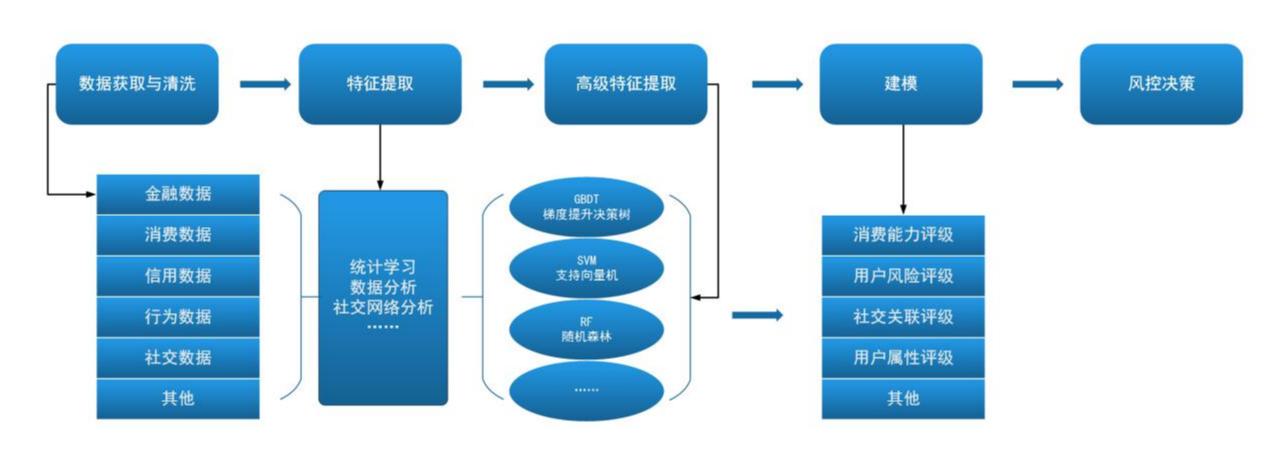


工具智能化



#### 反欺诈建模过程

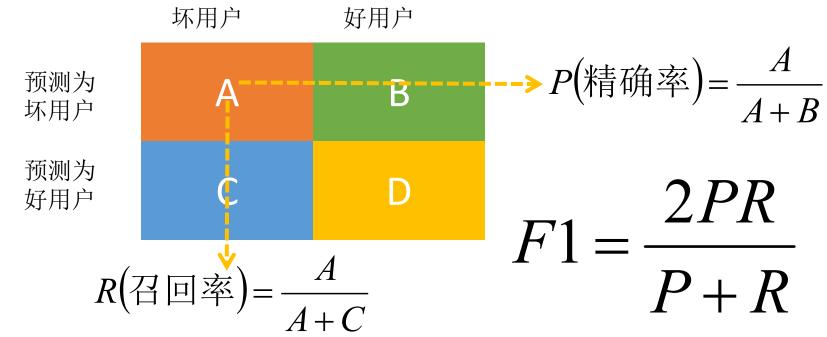








在风险控制这种类型的项目中,只要有一笔坏用户的借贷申请没有被拦截掉,那么就有可能会产生很大的损失,所以在这种类型的项目中,对应算法的精准度要求,可能没有那么严格,但是对于算法模型的召回率要求相对来讲比较严格。但是从借贷的业务上来讲,又期望具有较高的精确率,以保证足够的利润空间,所以一般可以考虑采用F1值作为评价指标



#### 模型效果评估



 在金融风险控制领域,除了使用F1值作为指标外,经常还使用KS指标作为风控中评分卡的效果 评估指标参数,KS指标的主要是对模型的风险区分能力进行评估,直白来讲,就是模型将好坏样 本分隔开这种能力。

#### • KS指标计算过程:

- 计算每个评分区间的好坏账户数
- 计算每个评分区间的累计好账户数占总好账户数比率率(good%)和累计坏账户数占总坏账户数比率(bad%)
- 计算每个评分区间累计坏账户占比与累计好账户占 比差的绝对值(累计good%-累计bad%),然后对 这些绝对值取最大值即得此评分卡的K-S值



#### 模型效果评估



- 一般情况下,当KS百分比值大于20的时候,我们就可以认为模型的区分效果相对来讲可以接受,KS值一般满足如下要求:
  - 小于20, 此模型没有区分能力
  - 20~40之间,模型勉强可以接受
  - 41~50之间,模型具有区分能力
  - 51~60之间,模型具有很好的区分能力
  - 61~75之间,模型具有非常好的区分能力
  - 大于75, 此模型可能存在异常, 有问题

#### 算法项目实现



- 下载LendingClub上的借贷数据集,下载地址为: https://www.lendingclub.com/info/download-data.action
- 对数据进行特征工程处理,并将处理的结果数据以csv格式进行输出
- 构建模型进行训练

