

评分卡的评估与监控





课程目录

ONTENTS

1 评分卡评估和追踪

2 评分卡的重建和调整

3 小样本处理

了解产品基本信息，现有流程，放款量，产品期限等产品要素，历史政策变化情况，确定入模的样本

确定目标
产品调研

根据原始数据生成衍生变量，分箱并计算每个变量的区分能力

变量衍生
及处理

在系统里配置模型上线，结合业务实际流程和风险偏好制定模型应用策略

模型上线
及应用

标签定义

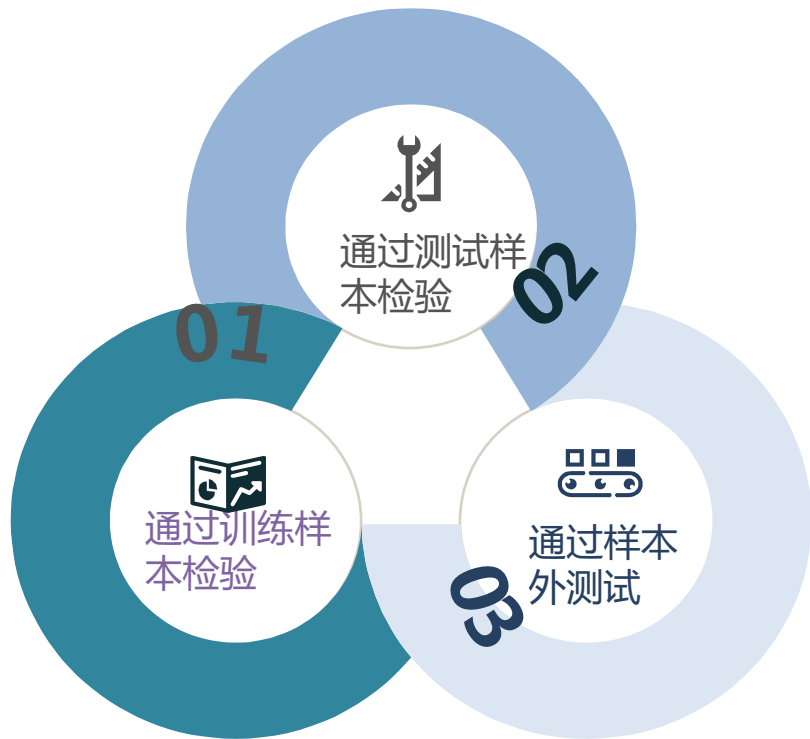
对客户贷款表现进行vintage分析，roll rate分析，根据结果以及产品期限在结合行方产品实际情况确定，观察期，好坏客户的定义

模型构建
及检验

模型训练，并测试模型的稳定性，区分度。



评分卡验收数据集



评分卡验收标准



对比历史和最近一段时间的情况



区分度

KS , gini , auc等是否在近期降低

稳定性

PSI , 分数分布等是否放在近期偏离度很大

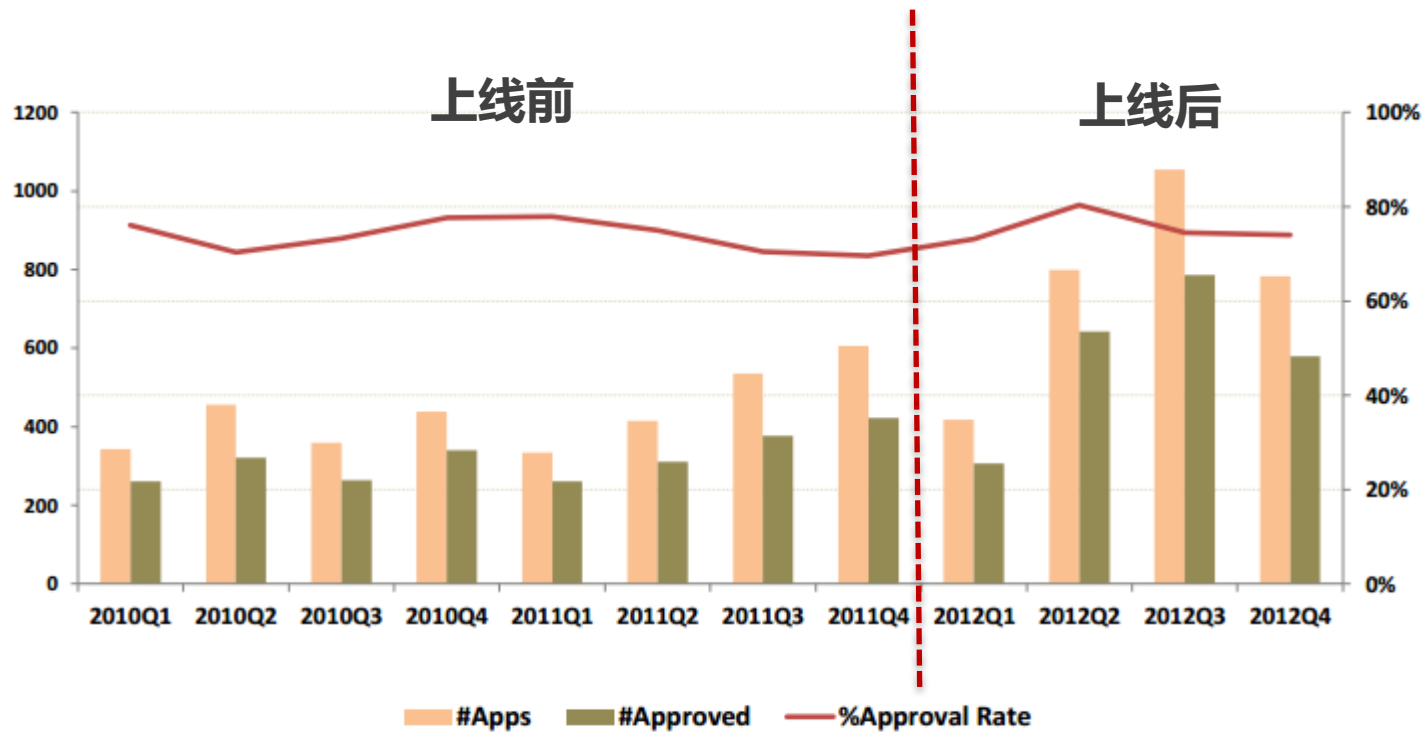
业务情况

审批通过率, 逾期情况等上线后的变化, 实际业务指标效果是否达到。

通过率跟踪：

上线后实际通过率是否符合预期，和历史复盘通过率是否有较大差异。

最近的通过率和前段通过率之间的差异，变化范围是否符合预期，是否和打分卡有关。



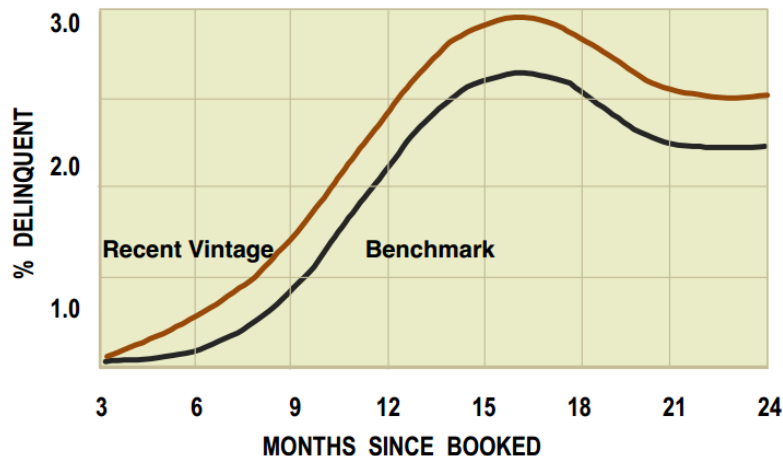
逾期率跟踪 (Vintage) :

上线后实际逾期率和是否符合预期，和历史复盘通过率是否有较大差异。

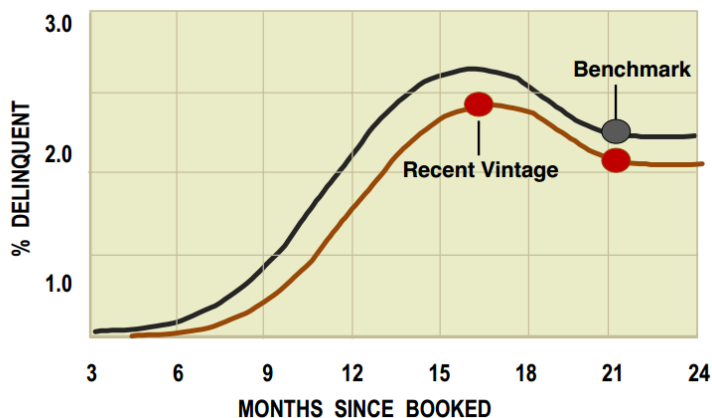
最近的逾期率和前段逾期率之间的差异，变化范围是否符合预期，是否和打分卡有关。

早期可以看轻度逾期的Vintage（如逾期30天及以下），表现时间充足后可以看出逾期的vintage（如30天以上的逾期率）。

实际情况比预期差



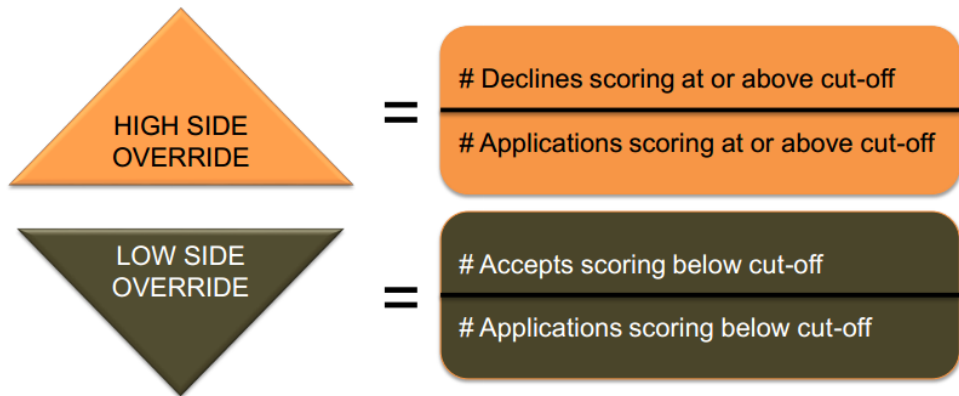
实际情况比预期好



对于有人工审批流程或者其它审批方式的贷款：

高分复议：如果评分卡高分通过，其它审批方式拒绝的贷款；
评分卡高分通过，且贷款表现差的贷款。

低分复议：如果评分卡低分拒绝，通过其它审批方式复议审批通过，且表现良好的贷款；

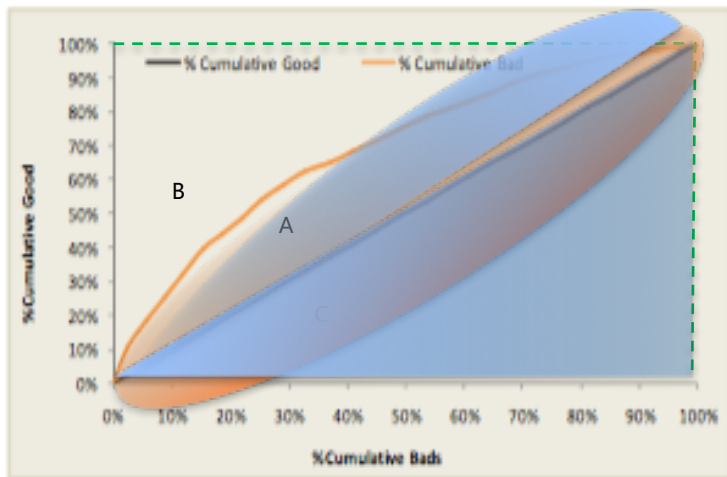


基本统计指标

SAMPLE	MAX KS	Area Under Curve	GINI	MAX KS GROUP	Full RANKING
DEVELOPMENT	29	69%	39%	3	SATISFACTORY
Development-KGE	30	70%	40%	3	SATISFACTORY

ROC Curve: $GINI = \frac{A}{A+B} = 2A$

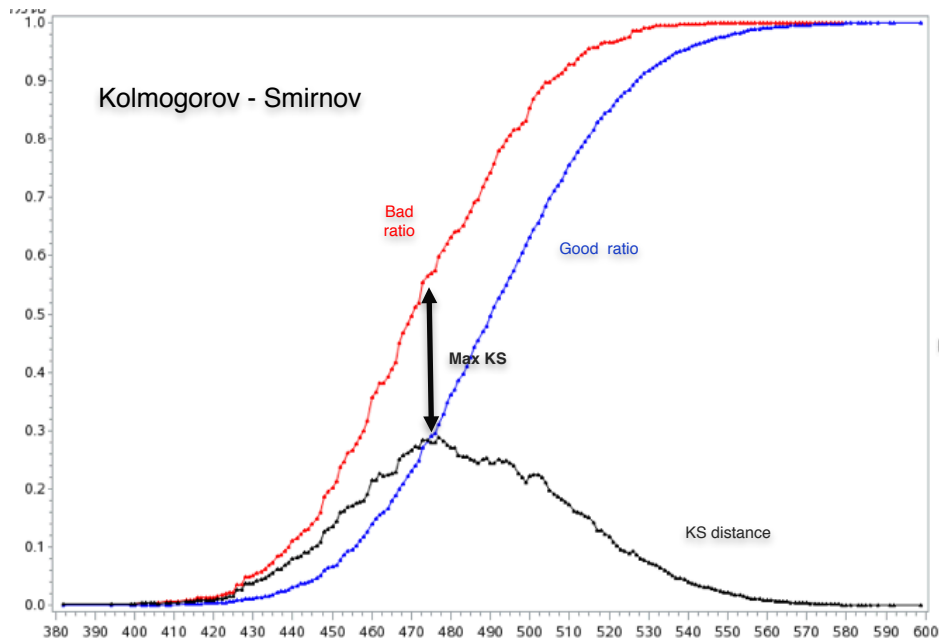
$$AUC = A + C = A + 0.5$$



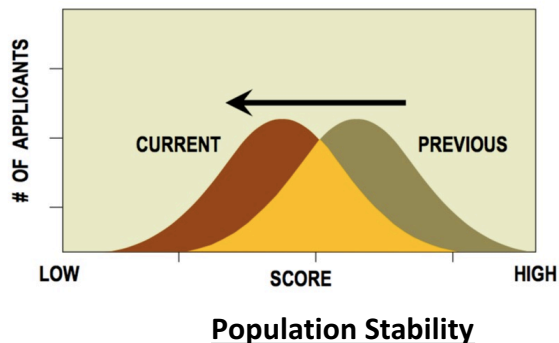
Roc 曲线用来描述评分卡在不同的分数上的区分能力的变化情况。

Gini系数提供了一个值对评分卡在不同分数的区分能力进行了总结。

KS是一种距离，找到一个分数，在这个分数点上坏人的累积占比和好人的累积占比的差值（距离）最大。



分数分布和PSI



F. Population Stability of Validation Sample



Population Stability (AGB with Indeterminates)

Min Score	Max Score	bin	Development %Obs[A]	Recent Sample %Obs[B]	Difference[C]: (B-A)*100	Log Odd[D]: Log(B/A)	PSI Contribution (C*D)
153	259	1	16.4%	20.2%	3.73	0.205	0.764
260	280	2	20.3%	21.5%	1.15	0.055	0.063
281	297	3	22.3%	20.7%	-1.54	-0.072	0.110
298	318	4	21.6%	21.1%	-0.52	-0.024	0.013
319	382	5	19.3%	16.5%	-2.82	-0.158	0.445
Total			100.0%	100.0%		PSI=	1.395

Population Stability Index	
PSI	Status
Less than 10	Green
10 to 25	Amber
>25	Red

Green: No change from development
Amber: Moderate changes. Need to Monitor.
Red: Apparent shift. Need to perform characteristic Analysis



课程目录

ONTENTS

1

评分卡评估与追踪

2

评分卡的重建和调整

3

小样本处理

评分卡什么时候该重建？

- 1 模型衰减：区分度下降太多或偏移度过大
- 2 有更多的数据：包括自变量种类和样本
- 3 市场环境，准入政策，渠道变化过大，客群变化过大
- 4 业务的表现和实际预期相差太远

模型上线后应进行主动跟踪与监控

效果监测

还款表现

覆盖

分布偏移

区分度

区分度

稳定性

主动探索优化

日常调查

新指标推荐

模型迭代

新数据源引进

当逾期率上升，贷款表现质量较大低于预期。问题诊断解决：



聚类：对坏客户进行基本属性相关聚类，发现共性。



调查：调查坏客户的来源，作案手段等，通过专家经验描绘画像。



完善指标库：根据调查经验聚类结果，在原来的数据上提炼出新指标或者引进新数据源提炼出新指标。



迭代模型策略：通过新引入的指标，根据实际情况迭代策略模型，提高区分度，更精准的拒绝坏客户。

指标库变量：

变量名	区分度	状态
X1	A	Y
X2	A	N
X3	A	Y
...
Xn-2	B	Y
xn-1	C	N
xn	E	Y

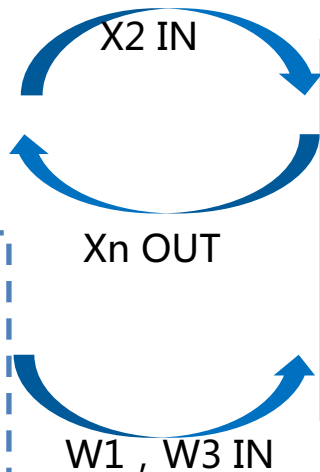
NOTE:对指标的区分度A级最高E级最低。

IN：对于区分度较高的指标进入模型。

OUT：对于区分度非常弱的指标可以考虑从现有决策体系中剔除。

其它测试中外部数据源：

变量名	区分度
W1	A
W2	B
W3	A
...
Wn-2	D
Wn-1	C
Wn	E



入模指标：

变量名	区分度
X1	A
X3	A
...
Xn-2	B
xn	E

新模型

NOTE：当不能判定新模型优于旧模型时，需要做AB Test。新模型上线时要和旧模型并行，随机抽取80%的贷款跑老策略模型，20%的贷款跑新策略模型，1个月后观察首逾情况。

■ 收紧 (上调Cutoff)

审批通过率过高
逾期率偏高，或潜在逾期率偏高
提高贷款质量，降低风险指标
.....



■ 放松 (下调Cutoff)

审批通过率较低
逾期率偏低，离风控指标还有一定的
距离
.....





课程目录

ONTENTS

1 评分卡评估与追踪

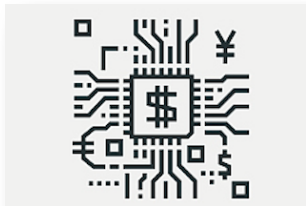
2 评分卡的重建和调整

3 小样本处理



产生随机样本

根据各自变量的分布产生随机样本。



重复抽样（随机）

对已有样本进行重复抽样，随机抽取训练样本和测试样本。重复多次上述过程，进行建模。



重复抽样（加权）

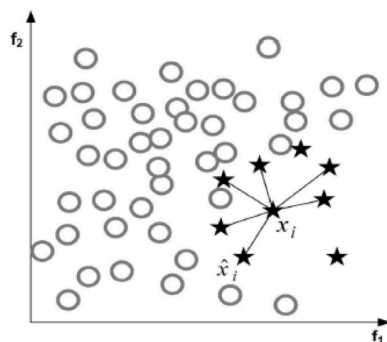
对已有样本进行重复抽样，对于上一次执行分错类的样本，本次再被抽到的概率会加大。

Smote :

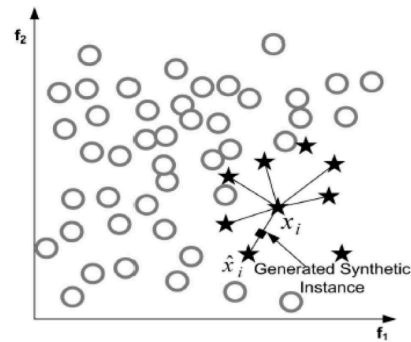
SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) , 合成少数类过采样技术 . 它是基于随机过采样算法的一种改进方案 , 由于随机过采样采取简单复制样本的策略来增加少数类样本 , 这样容易产生模型过拟合的问题 , 即使得模型学习到的信息过于特殊而不够代表性 , SMOTE算法的基本思想是对少数类样本进行分析并根据少数类样本人工合成新样本添加到数据集中 , 算法流程如下 :

- (1)对于少数类中每一个样本 x , 以欧氏距离为标准计算它到少数类样本集中所有样本的距离 , 得到其 k 近邻。
- (2)根据样本不平衡比例设置一个采样比例以确定采样倍率 N , 对于每一个少数类样本 x , 从其 k 近邻中随机选择若干个样本 , 假设选择的近邻为 x_n 。
- (3)对于每一个随机选出的近邻 x_n , 分别与原样本按照如下的公式构建新的样本。

$$x_{new} = x + rand(0,1) \times (\tilde{x} - x)$$



(a)



(b)

Bootstrapping :

Bootstrapping是一种**再抽样**的统计方法，就是从一个已知的N大小的原始数据集中“有放回的随机抽取样本”，直至有同样样本量。这个抽取得到的集合称为一个bootstrap sample，或者resample。当N足够大的时候，基本上就不能得到和原来数据完全一样的resample了。

算法要点：

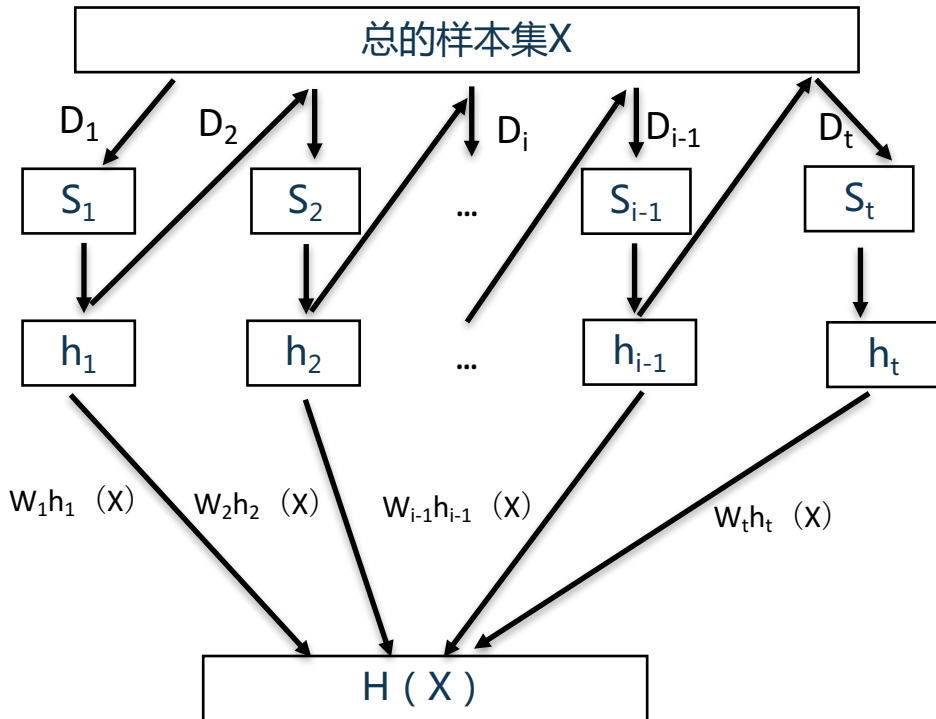
①假定观察值便是总体；②由这一假定的总体抽取样本，即再抽样。

由原始数据经过再抽样所获得的与原始数据集含量相等的样本称为再抽样样本(resamples)或自助样本(bootstrapsamples)。其中的再抽样是有返还的抽样(sampling with replacement)方式。

假定有n个观察值，自助样本可按如下步骤获得：

- ①将每一观察值写在纸签上；
- ②将所有纸签放在一个盒子中；
- ③混匀。抽取一个纸签，记下其上的观察值；
- ④放回盒子中，混匀，重新抽取；
- ⑤重复步骤③和④n次，便可得到一个自助样本。重复上述抽样过程B次，便可得到B个自助样本。

Boosting :



总的训练样本集

根据分发权值

向量D得到训练子集S

根据不同子集训练

多个分类器

联合分类器



T H A N K S