

评分卡的应用





课程目录

ONTENTS

1

信贷流程中对应的评分卡

2

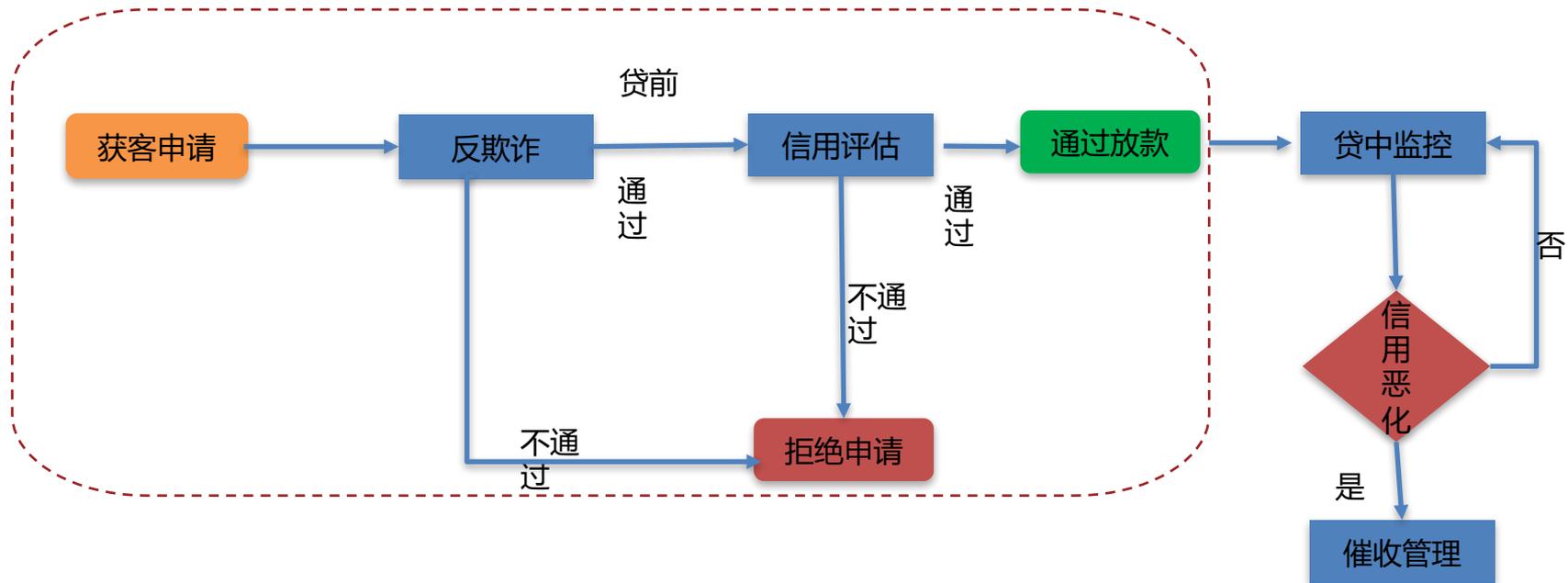
贷前应用

3

贷中应用

4

催收应用



申请评分卡
Application score card



行为评分卡
Behaviour score card



催收评分卡
Collection card



回收评分卡
Recovery score card



反欺诈评分卡
Fraud score card



响应评分卡
Response Score card



A卡

利用申请时刻的数据，预测未来一段时间内的逾期情况。

B卡

有一定还款表现且未逾期的客户，利用他们的还款表现，和实时的数据情况，预测在未来一段时间内逾期情况。

C卡

轻度：针对轻度逾期的客户，利用他们之前的还款表现和实时数据，预测在未来一段时间内迁徙到严重逾期客户的概率。

重度：同上，预测迁徙到不良或核销的概率。

R卡

处于核销的客户，利用之前还款表现和实时情况预测在未来一段时间内收回的情况。

F卡

利用客户的行为特征，预测可能是欺诈客户的概率。

营销模型

预测客户在营销后响应的概率。

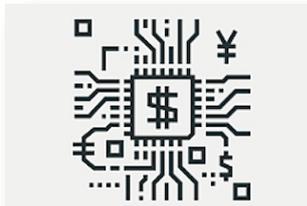


稳定性预测

收入预测

负债预测

...



渠道评级

渠道准入评级

渠道升降级评级

...



抵押物评级

抵押物价值预测

抵押物变现能力预测

...



专家卡

- 头脑风暴，利用专家经验从各维度列出重要风险点，对每个风险点的重要性打分。
- 定性模型
- 冷启动阶段



通用打分卡

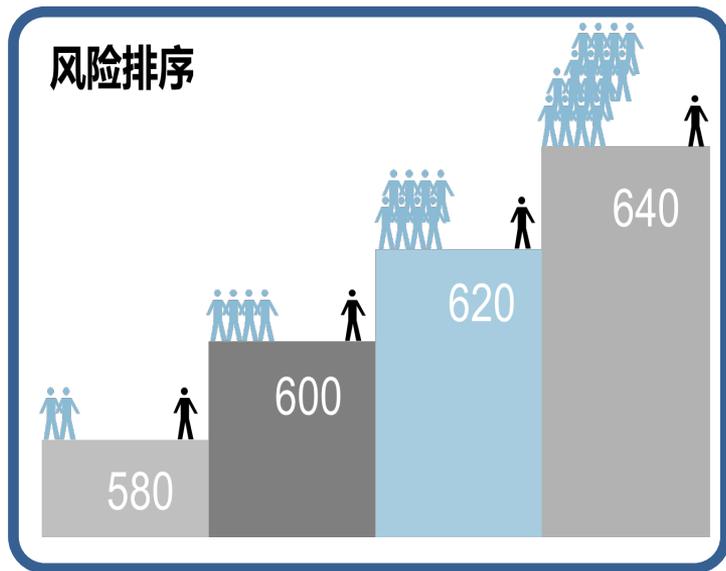
- 利用外部数据维度，类似产品表现建立通用模型。
- 定量模型
- 冷启动阶段



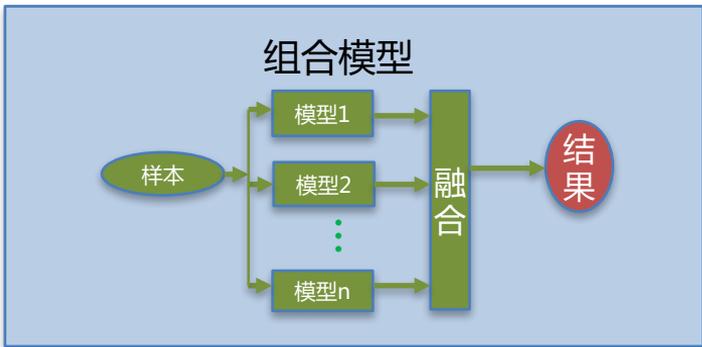
定制化打分卡

- 利用公司产品内部外部相关数据维度，产品历史表现定制化打分卡
- 定量模型
- 有一定的数据积累阶段

- ◆ 评分卡将不同阶段的客户按**风险大小**按**分数**分成不同的等级，对应不同等级的客户采用不同的政策和流程。



- ◆ 逾期预测类模型的最终输出结果为模型得分以及相应的预测违约概率，一般可以规定得分越高，信用风险越低；



融合方案

交叉矩阵：根据不同的格子对应的坏账率分流。

Total		消费等级		
评分等级	收入等级	01.低消费[0, 2W)	02.中消费[2W,10W)	03.高消费[10W,+)
A	01.低收入[0, 2W)	127	55	1
	02.中收入[2W,10W)	38	164	3
	03.高收入[10W,+)	1	32	14
	04.缺失	57	22	1
B	01.低收入[0, 2W)	342	107	1
	02.中收入[2W,10W)	86	336	9
	03.高收入[10W,+)	14	40	18
	04.缺失	149	65	1
C	01.低收入[0, 2W)	465	127	2
	02.中收入[2W,10W)	160	406	8
	03.高收入[10W,+)	10	64	18
	04.缺失	161	89	1
D	01.低收入[0, 2W)	375	136	2
	02.中收入[2W,10W)	104	296	9
	03.高收入[10W,+)	7	36	24
	04.缺失	137	66	1
E	01.低收入[0, 2W)	162	51	2
	02.中收入[2W,10W)	42	153	6
	03.高收入[10W,+)	2	29	28
	04.缺失	84	41	1

决策树：多个评分嵌套使用，直接出分流结果。

LR：将单一模型评分作为自变量，最终的结果作为应变量，用逻辑回归计算输出为融合的最终评分，根据最终评分出分流结果。



课程目录

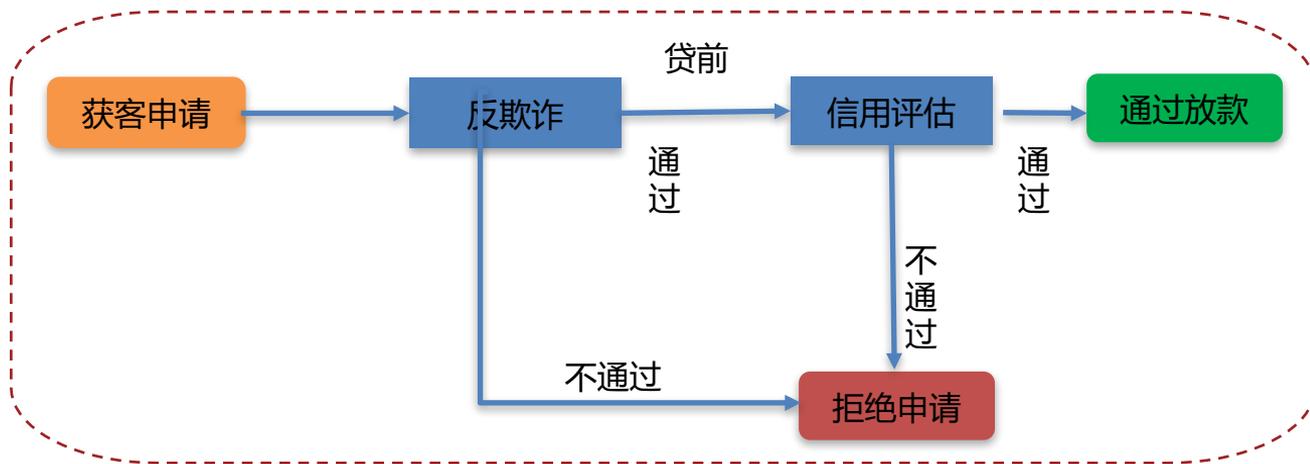
ONTENTS

1 信贷流程中对应的评分卡

2 贷前应用

3 贷中应用

4 催收应用



■ 获客申请

客户初步筛选：

响应评分卡（筛选响应概率大的客户）

前置申请评分卡（筛选风险小的客户）

■ 反欺诈

去除欺诈可能性高的客户：

贷前反欺诈评分卡

■ 信用评估

信用评估：

申请评分卡（自动出审批结论，或分流审批流程，定价）

收入评估模型，负债评估模型（决定额度）

抵押物评估模型（决定额度）

分段	分数区间	用户数	坏账率	审批流程建议操作
1	[300,360]	5%	15.0%	自动拒绝 (较差客户)
2	[361,420]	8%	8.0%	
3	[421,480]	10%	5.0%	转人工审核 (普通客户)
4	[481,540]	12%	4.0%	
5	[541,600]	15%	2.0%	
6	[601,660]	15%	1.5%	自动通过 (优质客户)
7	[661,720]	12%	1.0%	
8	[721,780]	10%	0.8%	
9	[781,840]	8%	0.5%	
10	[841,900]	5%	0.2%	
总计		100%	3.1%	

举例

效果提升

在使用定制申请评分卡之前人工审核比例为：100%
使用定制申请评分卡后人工审核比例为：37%
人工审核比例减少63%

人行征信：根据房贷额度，信用卡授信额度
行方数据：银行流水等



三方数据：个税，消费数据等



客户特征数据：年龄，地区，教育，行业，职业等

预测

月收入

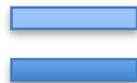
人行征信：无抵押贷款每月应还款额，信用卡使用额度等

三方数据：多头，网络行为数据等

推测

每月债务还款金额

举例



现金流

	人群	基础额度 (以个人现金流为授信依据)	风险分层	基础额度调整因子	盖帽额度	托底额度
基础授信	1: 老客户	现金流 * 8				
	2: 新客户 (授薪人群)	现金流 * 6	[421,480]	0.6	200000	1000
			[481,540]	0.75	200000	1000
			[541,600]	1.5	200000	1000
	3: 新客户 (自雇人群)	现金流 * 3	[421,480]	0.6	200000	500
			[481,540]	0.75	200000	500
[541,600]			1.5	200000	500	
特殊授信	4: 员工	现金流*12			200000	10000
	5: VIP客户	200000			200000	200000

特殊授信人群，
可进一步添加白
名单客户

最终额度计算公式

$\min(\max(\text{基础额度} * \text{基础额度调整因子}, \text{托底额度}), \text{盖帽额度})$

贷前--各种模型主要对应数据源



按照历史经验，将每个数据对做模型是否有效果归纳总结，其中：

非常有用
 有用
 效果一般

来源	数据种类	备注	策略	模型	模型类型
自有数据	客户申请信息	客户申请贷款时为行方提供的信息			A卡，响应
	人行征信数据				A卡
	SDK基本数据	从手机设备里获取的基本信息，集中性分析			F卡
三方数据	多头	客户申请时查询的次数，用于发现隐形负债			A卡，负债模型，响应
	交叉验证	提供的信息与历史提供的差异			F卡
	收入类				收入负债，响应
	支付类	网上支付，银联支付			收入负债，响应
	黑名单负面信息	逾期信息，失信，法院执行等			
	网络行为	差旅，阅读等			全部
	设备行为	设备上装的App类型，使用各类app特别是借款类app的情况			全部
	身份认证	确定客户是本人，如人脸识别，三要素验证，实名验证等			F卡
	地理位置	地址的真实性，与客户的相关性			F卡
企业公司信息	公司行业，股东，法人，股权结构，企业状态等			全部	
授权爬取	运营商	常用联系人，通话习惯，静默时间			F卡
	电商				A卡，收入负债
	社保公积金				收入



课程目录

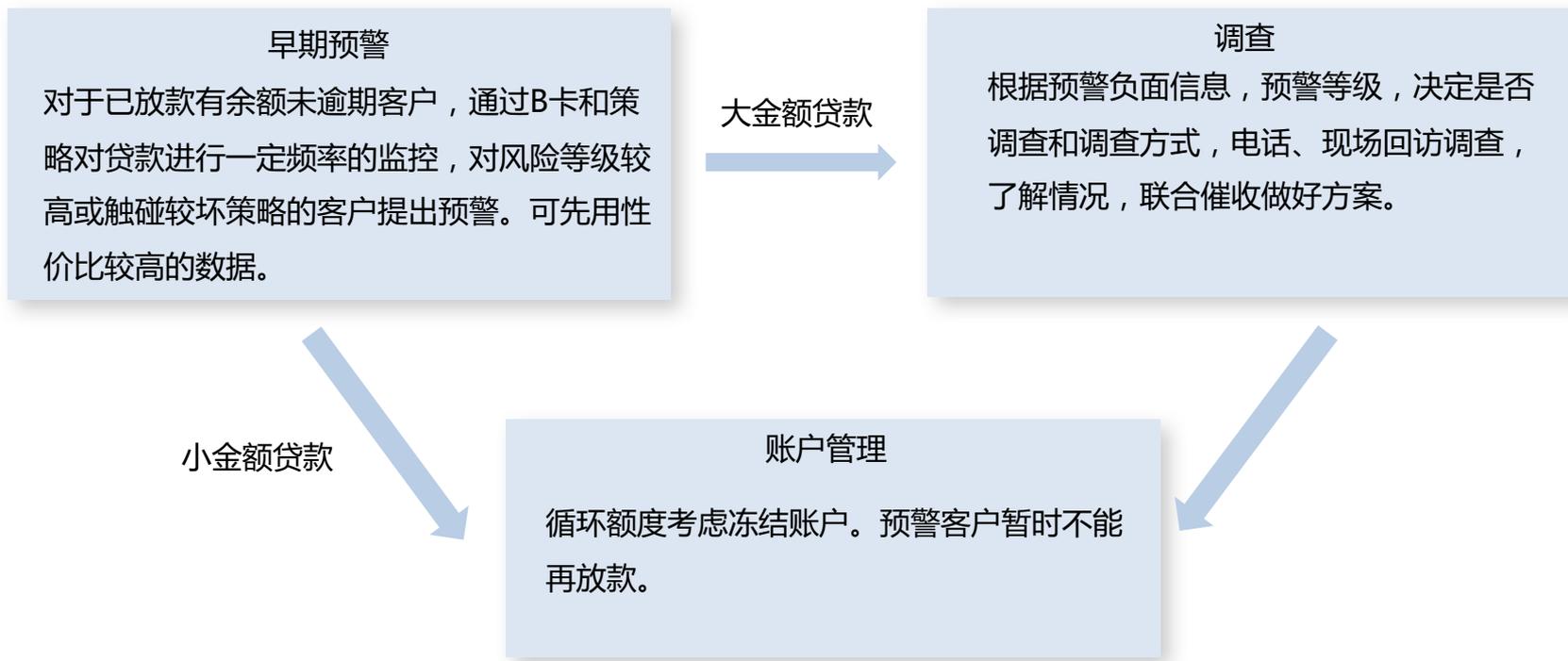
ONTENTS

1 信贷流程中对应的评分卡

2 贷前应用

3 贷中应用

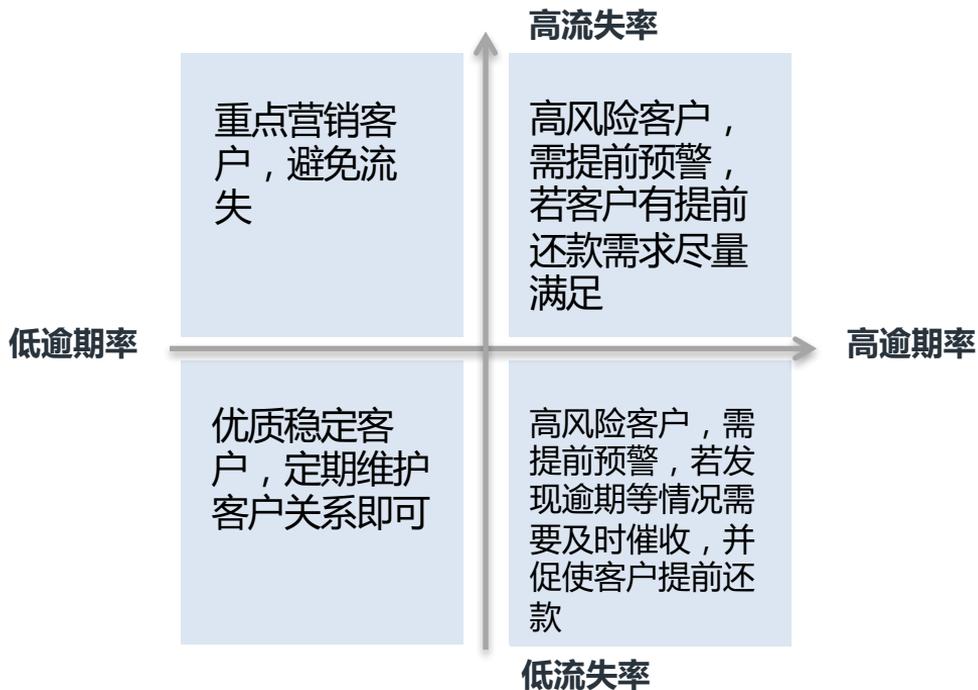
4 催收应用



一般情况下，处于贷中的贷款比较多，应重点考虑成本。先用成本低的数据发现问题，对于较严重的情况考虑追加数据成本查询。贷中在信用卡的管理非常重要，在贷款方面利用B卡做预警，B卡还可以用来辅助交叉营销。

客户流失预测

除逾期预测外，评分模型可用来预测客户未来流失的可能性- 提前还款



结合逾期预测类的评分卡进行使用；

若客户未来逾期概率小，且流失可能性大，则需要提前对客户进行降息，提额，提供新的贷款额度等方式来挽留客户。



课程目录

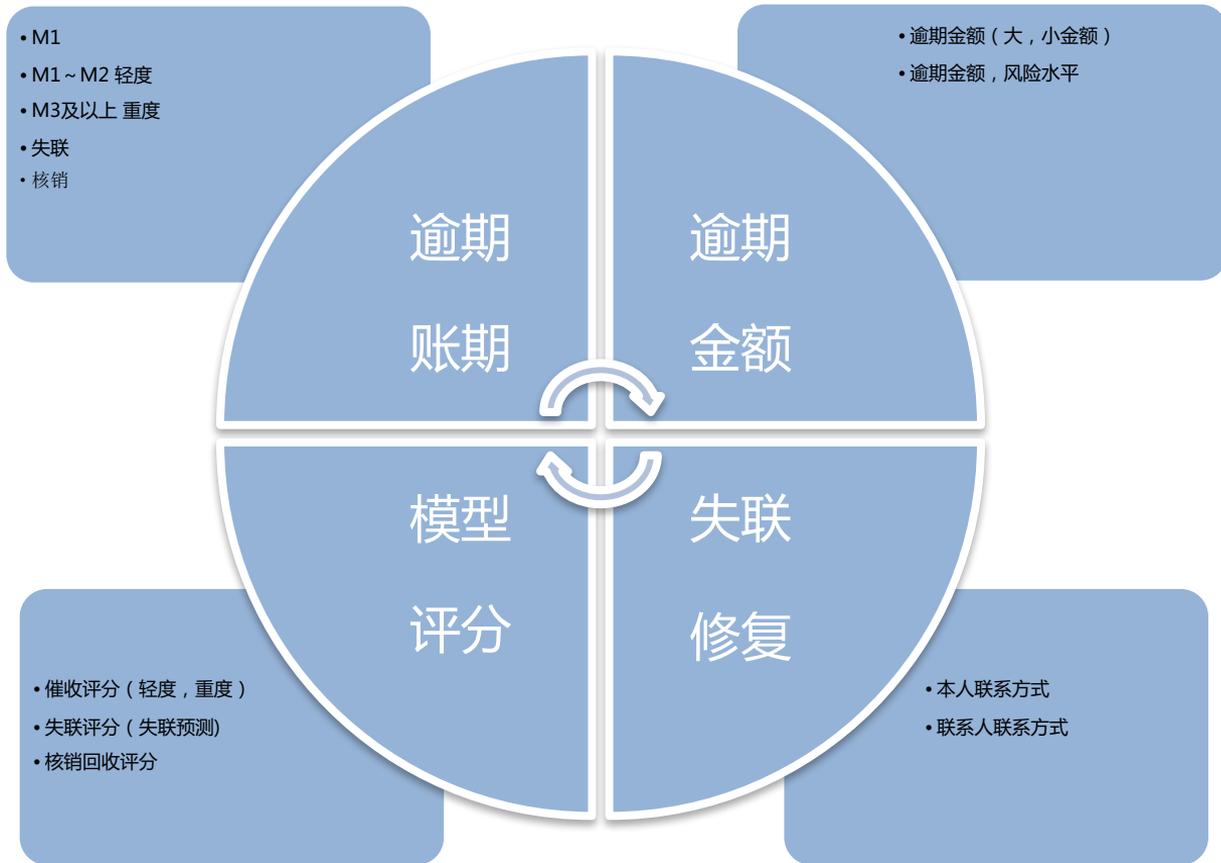
ONTENTS

1 信贷流程中对应的评分卡

2 贷前应用

3 贷中应用

4 催收应用



轻度逾期催收应用实例：

	剩余本金	逾期天数	催收评分卡风险等级		
			低	中	高
小金额	<5万	[1,5]	短信提醒	短信提醒	智能语音
		[6,15]	短信提醒	智能语音	人工电话
		[16,29]	人工电话	人工电话	人工电话
大金额	5-10万	[1,5]	短信提醒	短信提醒	人工电话
		[6,15]	智能语音	智能语音	人工电话
		[16,29]	人工电话	人工电话	上门催收
	>10万	[1,5]	短信提醒	短信提醒	人工电话
		[6,15]	智能语音	人工电话	上门催收
		[16,29]	人工电话	人工电话	上门催收



抵押：

1

抵押物类型，位置，价值变现能力

2

抵押层数，对客户的重要性



T H A N K S