

《读书笔记》

数据化风控 信用评分建模建模教程 (单良、乔杨著)

消费金融风控联盟

备注：读书笔记仅针对于知识分享，版权属于原作者
如有侵权请联系管理Vivian：wmyd80

目录

- 第一章 信用评分基础认识与应用
- 第二章 信用评分模型规格与设计
- 第三章 分组 (Segmentation) 目的与分析选择
- 第四章 细致分析与自变量分析
- 第五章 模型建立方法讨论
- 第六章 拒绝推论 (Reject Inference) 的原因与方法
- 第七章 最终模型选择与风险校准 (Calibration)
- 第八章 决策点 (Cut-off) 设定
- 第九章 信用评分模型监控报告
- 第十章 信用评分模型策略运用
- 第十一章 信用评分模型案例 (消费产品分期)
- 第十二章 信用评分模型案例 (现金贷)
- 第十三章 催收框架
- 第十四章 催收技巧及KPI标准

一、信用评分基础认识与应用 第一节信用评分卡简介

1、历史

2、功能

- 1) 以科学方法将风险模式数据化
- 2) 提供客观风险量尺，减少主观判断
- 3) 提高风险管理效率，节省人力成本

3、分类

1) 发展母体区分

通用型评分 (Generic Score)

征信机构评分 (Bureau Score)

客制化评分 (Customized Score)

2) 使用时机区分

申请评分 (Application Score)

行为评分 (Behavior Score)

催收评分 (Collection Score)

一、信用评分基础认识与应用 第二节评分卡建立与验证

建立评分卡之前，风险管理单位必须就其对信用评分的期望、应用计划及策略提出项目规划，主要包括下列6项。

- 1、项目目标
- 2、项目范围
- 3、时程规划
- 4、成本效益分析
- 5、配套措施
- 6、营运计划

一、信用评分基础认识与应用 第二节评分卡建立与验证

1、模型开发步骤

项目规划完成之后，方可展开评分模型的开发工作，此阶段可分为7个执行步骤



一、信用评分基础认识与应用 第二节评分应用

1、应用范围

1) 申请准驳

2) 进件额度决定

3) 贷后额度管理

4) 中途授信

5) 复审作业

5) 交易授权

6) 风险定价

7)交叉销售及催收作业等。

第二章 信用评分模型规格与设计 第一节数据收集、质量检验

1、数据收集阶段

1)、是否有足够的坏客户

2)、数据的可得期间是否满足项目目标

3)、变量数据是否准确(举例)

A: 分析人员需确认的年收入定义是否一致?

B: 是以14个月还是12个月收入做加总?

C: 数值是否翔实?

D: 未填写数据时是否维持空白或代入预设数值?

第二章 信用评分模型规格与设计 第二节应排除的数据样本

1、定义

其泛指用来辨认因政策更改或其他因素致使其信用行为与一般客户不同的样本条件。

2、步骤

- 1) 首先需透过数据检核摒除有瑕疵的样本
- 2) 其次则需设定属于“不予评分”或“政策拒绝”等项目的排除条件。

3、备注

模型开发单位在选取开发样本时，必须将该政策拒绝样本予以排除，以避免影响评分模型的效度。

第二章 信用评分模型规格与设计 第三节样本期间好坏客户定义

1、样本期间

以开发信用卡行为评分为例，假使我们观察到正常客户一般在12个月后转坏比例趋于稳定，则其表现期间为12个月。



第二章 信用评分模型规格与设计 第三节样本期间好坏客户定义

1、观察时点 (Observation Point)

观察时点是指评分卡项目中，所需样本选取的时间点。

2、观察期间 (Observation Period)

观察期间是指开发样本过去的信用状况与缴款记录。

3、表现时点 (Outcome Point)

表现时点是开发单位最终判断选取样本属于好坏客户，或是无法决定客户的时间点。

4、表现期间 (Outcome Period)

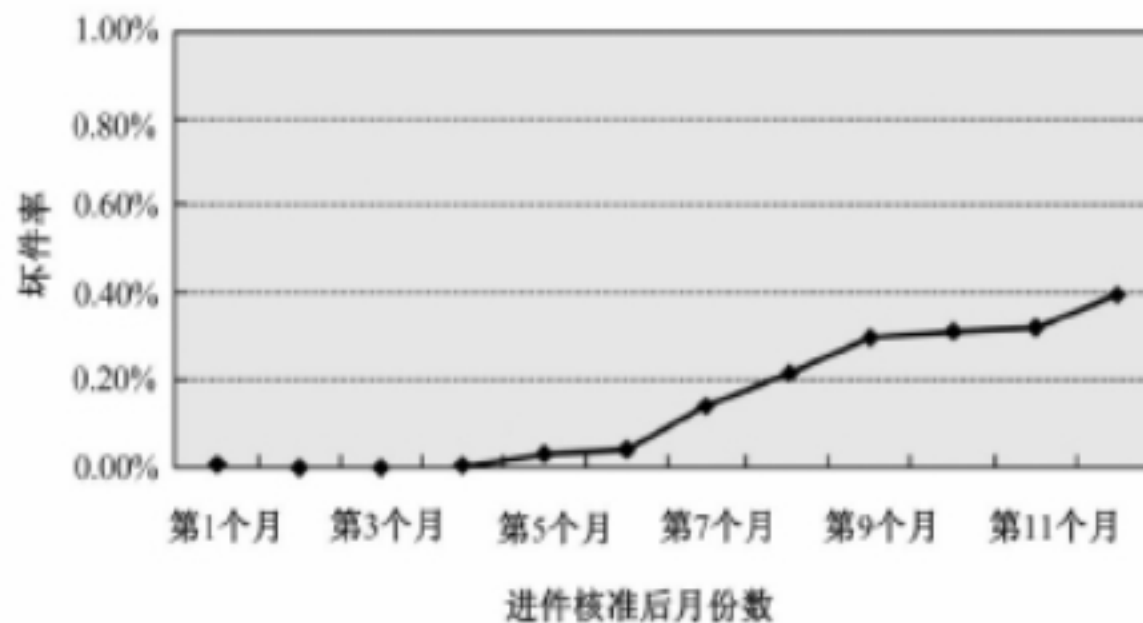
表现期间是指开发样本与本行往来的信用状况，以供模型开发单位于表现时点判断样本的好坏属性，客户发生违约的情况会经过一段时间而趋于稳定成熟，表现期间的长度至少需要与成熟期一致甚至更长才行。

第二章 信用评分模型规格与设计 第三节样本期间好坏客户定义

好坏定义指标	定义
B01	转销呆账（延滞超过 180 天）
B02	强制停用
B03	内部债务协商
B04	跨行协商
B05	目前延滞状态为 M4+
B06	目前延滞状态为 M3
B07	目前延滞状态为 M2 且过去 11 个月有 M3+记录
B08	目前延滞状态为 M1 且过去 11 个月有 M4+记录
B09	目前缴款正常但过去 11 个月有 M4+记录
B10	目前延滞状态为 M2 且过去 11 个月有 M2 记录
B11	目前延滞状态为 M2 且过去 11 个月有 M2+记录
B12	目前延滞状态为 M1 且过去 11 个月有 M3 记录
B13	目前延滞状态为 M1 且过去 11 个月有 M2 记录
I14	目前缴款正常但过去 11 个月有 M3 记录
I15	目前延滞状态为 M1 且过去 11 个月有 M1 记录
I16	目前延滞状态为 M1 且过去 11 个月无延滞记录
I17	目前缴款正常但过去 11 个月有 M2 记录
G18	目前缴款正常但过去 11 个月有 M1 记录
G19	目前缴款正常

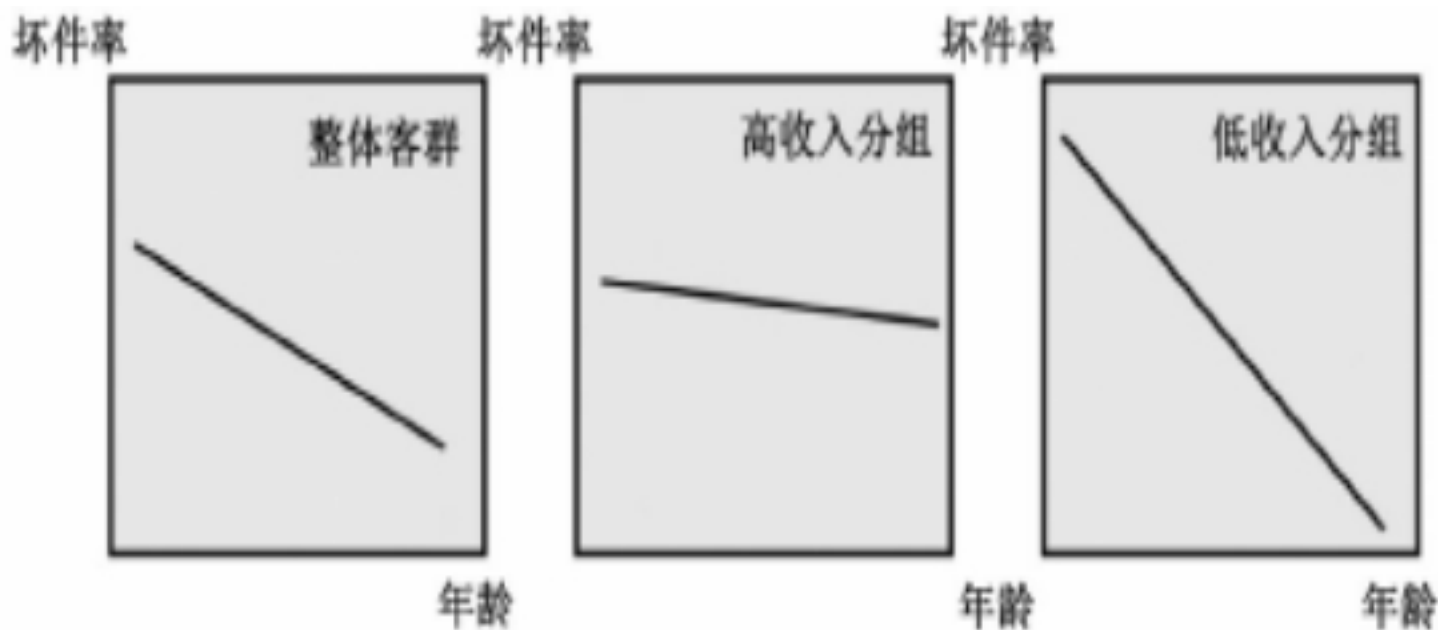
第二章 信用评分模型规格与设计 第四节示例

决定此评分模型的表现期间 (Outcome Period) 。
账龄分析 (Vintage Analysis)



第三章 分组目的与分析选择 第一节分组目的

将目标客群利用组内差异小、组间差异大的特性，切割成不同的群集，并针对个别分组开发适用的评分模型。一般采取分组（Segmentation）的主要原因是：有些单一变量虽对整体客群有鉴别力，但不一定对特定客群也具有鉴别力。举例来说，对申请评分模型而言，“年龄”这个变量在判定表现指针上具有一定程度的鉴别力，但若将申请样本按照收入分成“高收入分组”与“低收入分组”，可看出坏件率（Bad%）在高收入分组中，各年龄区间的差异并不显著。



第三章 分组目的与分析选择 第二节分组分析

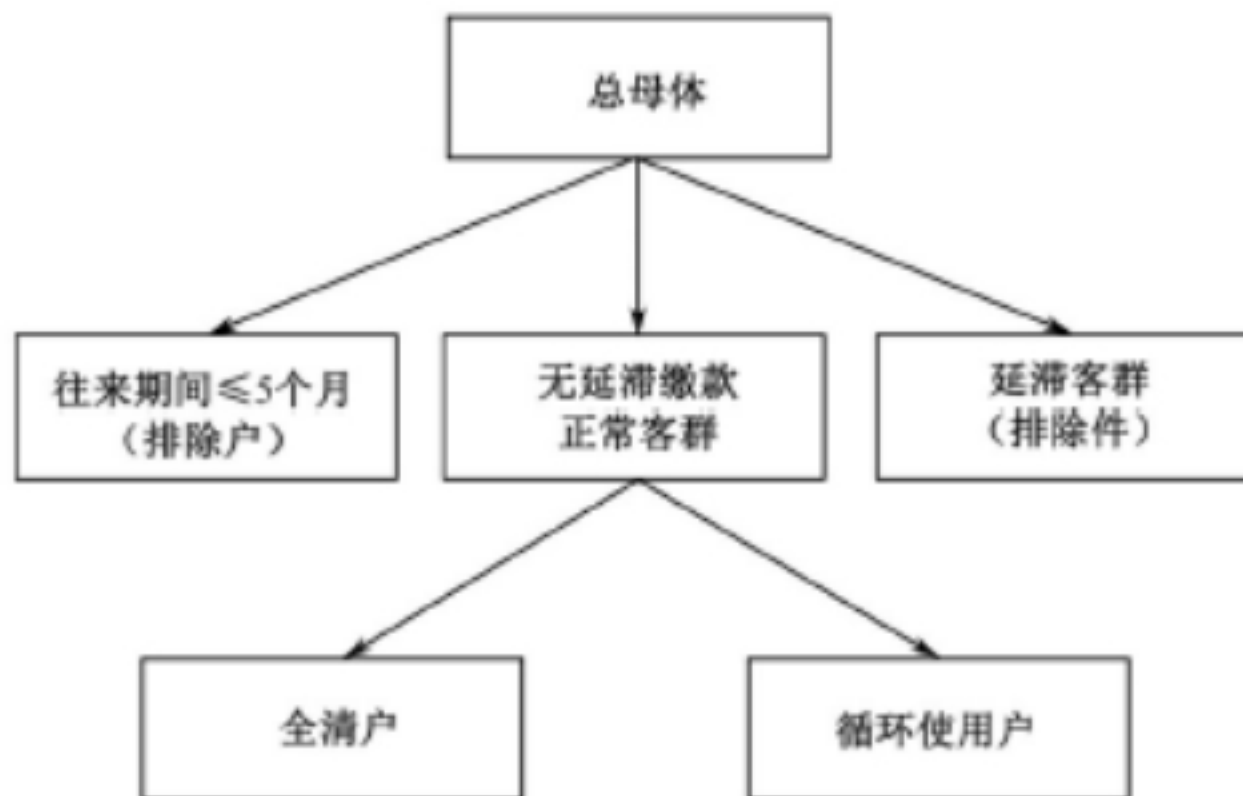
1、业务需求 (Business Sense)

2、统计预测力 (Predictive Power)

- 1) 利用统计分析初步筛选具备预测力的分组变量，再借由以下过程决定该变量的分组结果是否合乎统计与实务面的要求。
- 2) 各分组均涵盖足够多的样本数进行模型开发。
- 3) 分组间好坏比值 (Good/Bad Odds) 使各分组间具有显著差
- 4) 分组间变量风险轮廓 (Risk Profile) 具有显著差异。

第三章 分组目的与分析选择 第二节分组分析

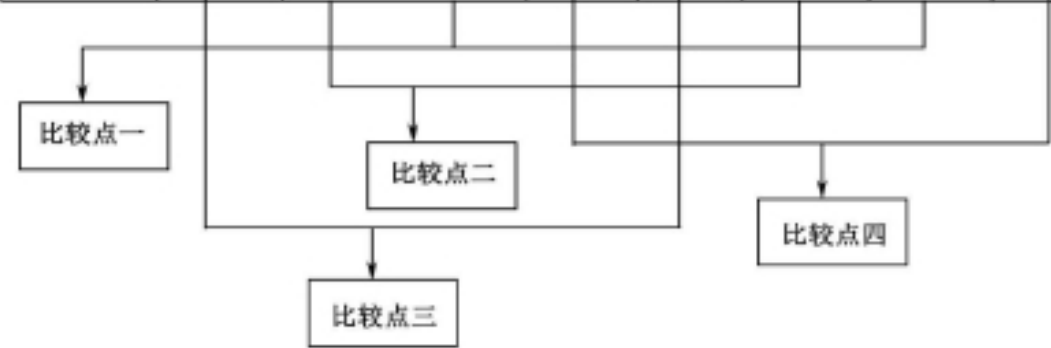
3、符合业务需求考虑



第三章 分组目的与分析选择 第三节范例

利用额度使用率这一变量比较“无延滞客群”与“延滞客群”两个分组的表现，借以判定该分组方式

额度使用率 区间	无延滞客群				延滞客群			
	好坏 对比值	好坏比	总笔数/笔	占比/%	好坏 对比值	好坏比	总笔数/笔	占比/%
0	237G	40.72	632 853	28.27	387G	9.52	32 795	10.45
1~10	733G	125.86	666 038	29.75	740G	17.47	45 157	14.38
11~25	232G	39.84	293 845	13.12	364G	8.96	32 799	10.45
26~40	128B	13.37	214 544	9.58	205G	5.06	33 800	10.77
41~50	210B	8.18	97 159	4.34	136G	3.36	19 486	6.21
51~65	298B	5.77	106 892	4.77	106B	2.33	27 482	8.75
66~80	382B	4.50	77 078	3.44	155B	1.58	25 348	8.07
81~100	620B	2.77	96 493	4.31	252B	0.98	41 147	13.11
101+	763B	2.25	53 996	2.41	376B	0.65	55 907	7.81
合计		17.17	2 238 898			2.46	313 921	



比较点三（Point 3）：风险轮廓（Risk Profile）

比较点四（Point 4）：客户分布（Customer Distribution）

备注：好坏比值（Good/Bad Odds定义）：样本中以Good样本数作为分母，Bad作为分子，两者相除所得比例。

第四章 细致分析与自变量分析

评分模型是将所有能预测客户未来是否会发生目标事件的变量进行优化的排列组合，并予以适当的权重后，给予目标客群一个客观的信用评价。因此，模型变量的质与量会对评分模型的评价预测结果产生显著的影响。

模型变量有两种类型，分别是连续型变量（Continuous Variable）与离散型变量（Discrete Variable）。

第四章 细致分析与自变量分析 第一节细致分类 (Fine Classing)

长变量列表完成后，会持续进行细致分类 (Fine Classing)，将连续型变量区分成几个区间，以便进行单变量分析。

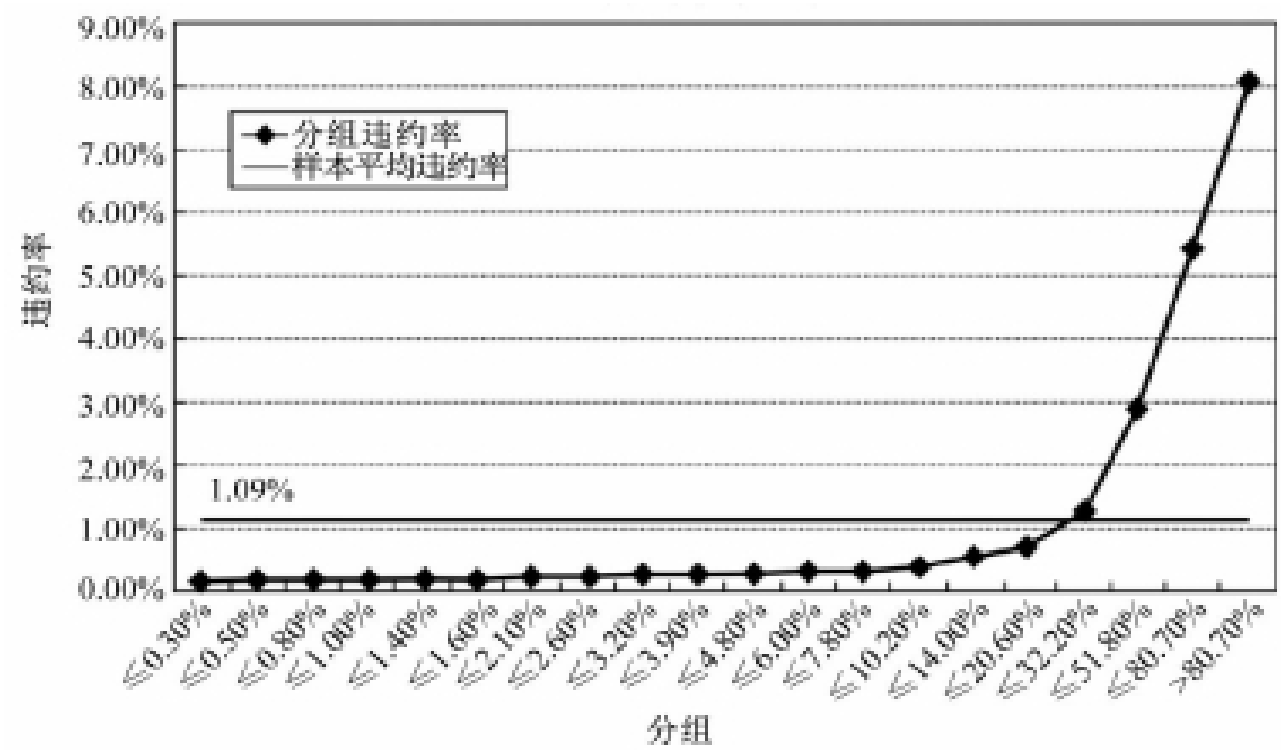
细致分类的一般做法是将变量按样本比例均分 (Equal Population) 的方式分为10~20个区间，观察变量与目标事件的逻辑趋势 (Logical Trend) 和实际业务经验是否相符，如果趋势与认知不相符，即表示该变量不适合用于开发模型，然后，再配合单变量分析结果进行变量筛选。

第四章 细致分析与自变量分析 第二节 范例

范例一：近1个月的额度使用率

首先，计算所有样本的额度使用率并由低到高排序，按比例均分的原则将样本分为20个分组区间，并找出每个分组区间的临界值。

一般信用卡业务经验，客户的额度使用率越大，未来发生违约的概率越高。



第四章 细致分析与自变量分析 第二节 范例

范例二：与银行往来期间

首先，计算所有样本的“与银行往来期间”并由低到高排序，按照比例均分的原则将其分为20个分组区间，找出每个分组区间的临界值，根据分组区间临界值统计各分组的正常户、违约户与总户数。一般信用卡的业务经验告诉我们，客户与银行往来期间越久，未来发生违约的概率会越低。

第四章 细致分析与自变量分析 第二节 范例

分组	正常户/户	违约户/户	总户数/户	正常户百分比/%	违约户百分比/%	户数百分比/%	违约率/%	好坏比	好坏对比值
与银行往来期间≤9	43 428	99	43 527	5.29	1.10	5.2	0.23	439	482G
与银行往来期间≤14	55 393	217	55 610	6.75	2.40	6.70	0.39	255	281G
与银行往来期间≤16	39 084	223	39 307	4.76	2.47	4.73	0.57	175	193G
与银行往来期间≤17	67 404	309	67 713	8.21	3.42	8.16	0.46	218	240G
与银行往来期间≤18	10 056	50	10 106	1.22	0.55	1.22	0.49	201	221G
与银行往来期间≤23	39 054	235	39 289	4.76	2.60	4.73	0.60	166	183G
与银行往来期间≤26	41 771	408	42 179	5.09	4.52	5.08	0.97	102	113G
与银行往来期间≤33	37 095	715	37 810	4.52	7.92	4.55	1.89	52	175B
与银行往来期间≤40	46 735	716	47 451	5.69	7.93	5.72	1.51	65	139B
与银行往来期间≤46	32 964	563	33 527	4.01	6.23	4.04	1.68	59	155B
与银行往来期间≤52	52 170	746	52 916	6.35	8.26	6.37	1.41	70	130B
与银行往来期间≤55	28 642	370	29 012	3.49	4.10	3.49	1.28	77	117B
与银行往来期间≤61	51 066	798	51 864	6.22	8.84	6.25	1.54	64	142B
与银行往来期间≤65	44 472	553	45 025	5.42	6.12	5.42	1.23	80	113B
与银行往来期间≤67	38 430	525	38 955	4.68	5.81	4.69	1.35	73	124B
与银行往来期间≤69	39 601	335	39 936	4.82	3.71	4.81	0.84	118	130G
与银行往来期间≤81	32 095	562	32 657	3.91	6.22	3.93	1.72	57	159B
与银行往来期间≤91	39 952	606	40 558	4.86	6.71	4.88	1.49	66	138B
与银行往来期间≤104	41 754	601	42 355	5.08	6.65	5.10	1.42	69	131B
与银行往来期间>104	40 064	401	40 465	4.88	4.44	4.87	0.99	100	110G
合计	821 230	9 032	830 262	100.00	100.00	100.00	1.09	91	

第四章 细致分析与自变量分析 第三节单因子分析

1、群体稳定度指标 (Population Stability Index, PSI)

公式一：群体稳定度指标

$$\sum \left(\text{比较时点分组样本百分比} - \text{基准时点分组样本百分比} \right) \times \ln \left(\frac{\text{比较时点分组样本百分比}}{\text{基准时点分组样本百分比}} \right)$$

一般而言，当PSI小于0.1时，即表示不同时点下，变量的分组样本百分比并无显著的变动，稳定度甚佳，可用来开发模型；现用两个不同期间的“近1个月额度使用率”数据说明如何使用PSI观察变量的稳定度。

第四章 细致分析与自变量分析 第三节单因子分析

2、信息值 (Value of Information, VOI)

$$\sum_{i=1}^n (\text{非目标样本百分比} - \text{目标样本百分比}) \times \ln \left(\frac{\text{非目标样本百分比}}{\text{目标样本百分比}} \right)$$

公式二：信息值目标样本指实际发生目标事件的样本，非目标样本为实际未发生目标事件的样本。

VOI	预测能力
<0.02	无预测能力 (Unpredictive)
0.02 (含) ~0.1	弱预测能力 (Weak)
0.1 (含) ~0.3	中预测能力 (Medium)
>0.3	强预测能力 (Strong)

第四章 细致分析与自变量分析 第三节单因子分析

3、相关系数 (Correlation Coefficient)

公式三：相关系数

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{\sum [(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})]}{\sqrt{\sum (X - \bar{X})^2 \sum (Y - \bar{Y})^2}}$$

相关系数（绝对值）	相关程度
$\rho = 1$	完全相关
$0.7 \leq \rho < 1$	高度相关
$0.4 \leq \rho < 0.7$	中度相关
$0.1 \leq \rho < 0.4$	低度相关
$\rho < 0.1$	微弱相关或无相关

第四章 细致分析与自变量分析 第三节单因子分析

4、变量筛选 (Variables Selection)

一般而言，当变量的PSI小于0.1且VOI大于0.1，即表示该变量在不同的期间下具有相当的稳定度，对目标事件也有显著的预测能力，因此，会先保留该变量至短变量列表。当保留变量间的相关系数大于0.7时，就会根据业务经验挑选较为适合预测目标事件的变量进行后续的开发步骤。

第四章 细致分析与自变量分析 第四节粗略分类

筛选后的变量会收集至短变量列表，针对保留下来的变量我们会进行粗略分类，观察原来细致分类的变量分组趋势是否需进一步合并。

- 1、变量上升或下降的趋势需与实务经验一致。
- 2、单一变量应维持至多8个区间。
- 3、各分组好坏对比值（G/B Index）至少需差距15以上。
- 4、各分组需涵盖2%以上的模型开发样本。
- 5、各分组需至少有30笔发生目标事件的开发样本或开发样本至少占该组样本的1%。
- 6、将空白、缺值或其他特殊变量值合并至同一区间，统称为空集（Null Group）。
- 7、一般Null Group分组好坏比需比整体低（好坏对比值接近100B或以上）。

第四章 细致分析与自变量分析 第五节范例

现用“近1个月额度使用率”的细致分类表，进一步说明变量的粗略分类步骤。

- 1、因为近1个月的额度使用率 $\leq 4.78\%$ 的11个分组，其违约率均小于0.30%，好坏比大于400且好坏对比值大于400G，所以会将这11个分组合并为单一分组。
- 2、近1个月额度使用率 $> 4.78\%$ 、 $\leq 10.21\%$ 的3个分组，因其违约率在0.30%~0.38%，好坏比与好坏对比值较为相近，所以将此3个分组合并为一个新的分组。
- 3、近1个月额度使用率 $> 10.21\%$ 、 $\leq 20.51\%$ 的两个分组，因为违约率、好坏比与好坏对比值和前后的分组都有显著的差距，因此，将这两个分组合并为新分组。

第四章 细致分析与自变量分析 第五节范例

分组	正常户 /户	违约户 /户	总户 /户	正常户 百分比/%	违约户 百分比/%	户数 百分比/%	违约率/%	好坏比	好坏 对比值
近一个月的额度使用率≤0.28%	41 888	50	41 938	5.10	0.55	5.05	0.12	838	924G
近一个月的额度使用率≤0.51%	41 477	62	41 539	5.05	0.69	5.00	0.15	669	736G
近一个月的额度使用率≤0.76%	41 077	58	41 135	5.00	0.64	4.95	0.14	708	779G
近一个月的额度使用率≤1.03%	41 726	60	41 786	5.08	0.66	5.03	0.14	695	765G
近一个月的额度使用率≤1.34%	41 385	63	41 448	5.04	0.70	4.99	0.15	657	722G
近一个月的额度使用率≤1.60%	40 888	66	40 954	4.98	0.73	4.93	0.16	620	681G
近一个月的额度使用率≤2.07%	41 867	82	41 949	5.10	0.91	5.05	0.20	511	562G
近一个月的额度使用率≤2.58%	41 285	89	41 374	5.03	0.99	4.98	0.22	464	510G
近一个月的额度使用率≤3.17%	41 318	95	41 413	5.03	1.05	4.99	0.23	435	478G
近一个月的额度使用率≤3.90%	41 585	102	41 687	5.06	1.13	5.02	0.24	408	448G
近一个月的额度使用率≤4.78%	41 409	99	41 568	5.05	1.10	5.01	0.24	419	461G

分组	正常户 /户	违约户 /户	总户数 /户	正常户 百分比/%	违约户 百分比/%	户数 百分比/%	违约率/%	好坏比	好坏 对比值
近一个月的额度使用率≤4.78%	455 965	826	456 791	55.52	9.15	55.02	0.18	552	607G

第四章 细致分析与自变量分析 第五节范例

现用“近1个月额度使用率”的细致分类表，进一步说明变量的粗略分类步骤。

1、因为近1个月的额度使用率 $\leq 4.78\%$ 的11个分组，其违约率均小于 0.30% ，好坏比大于400且好坏对比值大于400G，所以会将这11个分组合并为单一分组，计算结果如图4-3所示。

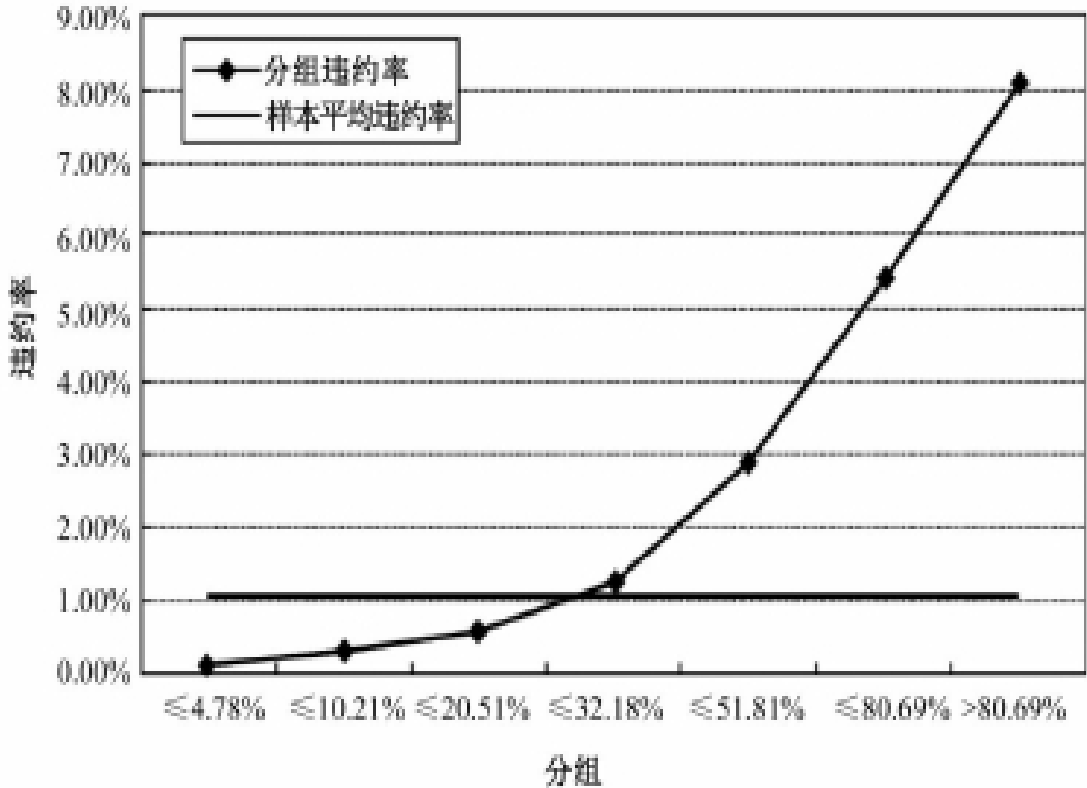
2、近1个月额度使用率 $> 4.78\%$ 、 $\leq 10.21\%$ 的3个分组，因其违约率在 $0.30\% \sim 0.38\%$ ，好坏比与好坏对比值较为相近，所以将此3个分组合并为一个新的分组，如图4-4所示。

3、近1个月额度使用率 $> 10.21\%$ 、 $\leq 20.51\%$ 的两个分组，因为违约率、好坏比与好坏对比值和前后的分组都有显著的差距，因此，将这两个分组合并为新分组

4、将近1个月额度使用率的粗略分类结果整理

第四章 细致分析与自变量分析 第五节范例

分组	正常户 /户	违约户 /户	总户数 /户	正常户 百分比/%	违约户百 分比/%	户数百 分比/%	违约率 /%	好坏 比	好坏 对比值
近一个月的 额度使用率 ≤4.78%	455 965	826	456 791	55.52	9.15	55.02	0.18	552	607G
近一个月的 额度使用率 ≤10.21%	123 940	415	123 355	15.09	4.59	14.98	0.33	299	328G
近一个月的 额度使用率 ≤20.51%	82 583	497	83 080	10.06	5.50	10.01	0.60	166	183G
近一个月的 额度使用率 ≤32.18%	40 977	523	41 500	4.99	5.79	5.00	1.26	78	116B
近一个月的 额度使用率 ≤51.81%	40 322	1 196	41 518	4.91	13.24	5.00	2.88	34	270B
近一个月的 额度使用率 ≤80.69%	39 268	2 238	41 506	4.78	24.78	5.00	5.39	18	518B
近一个月的 额度使用率 >80.69%	38 175	3 337	41 512	4.65	36.95	5.00	8.04	11	795B
合计	821 230	9 032	830 262	100.00	100.00	100.00	1.09	91	



第五章 模型建立方法讨论

建立模型可运用的方法非常多，如判别分析（Discriminant Analysis）、线性回归（Linear Regression）、逻辑回归（Logistic Regression）及分类树（Classification Trees）等统计方法；或是类神经网络（Neural Networks）、基因算法（Genetic Algorithms）及专家系统（Expert Systems）等非统计方法。

在实务运用上，选择线性回归或逻辑回归来建构评分模式，在模式实行上成本较低也较快速，是模型研发人员最常选用的方式。

第五章 模型建立方法讨论 第一节 线性回归

一、模型设定

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i, i=1, \dots, n$$

式中， Y_i 为因变量； x 为模型变量（自变量）； β_0 为截距项； β_i 为参数； ε_i 为残差项。
多项自变量与单一因变量的关系一般又被称为多元线性回归，一般线性回归需满足以下基本假设：

- 1、自变量与应变量之间呈线性关系。
- 2、残差项的期望值为0。
- 3、残差项的变异数是常数。
- 4、观测值互相独立。
- 5、残差项需服从常态分配。

第五章 模型建立方法讨论 第一节 线性回归

2、变量选择

- 1) 顺向选择法 (Forward Selection)
- 2) 反向淘汰法 (Backward Elimination)
- 3) 逐步分析法 (Stepwise Analysis)

第五章 模型建立方法讨论 第一节 线性回归

3、模型表现

1) T检验 (T-test)

2) F检验 (F-test)

3) 决定系数 R^2 及Adjusted R^2

第五章 模型建立方法讨论 第二节 逻辑回归

1、模型设定

逻辑回归模型的因变量为二选一的属性变量，其出现的变量值为好与坏（包括违约/非违约事件、失败/成功等情况）的二选一可能事件。此方法具有易懂、非黑箱作业及能与概率结合等优点，因此，为开发评分卡最常使用的方法。

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}}$$

第五章 模型建立方法讨论 第二节 逻辑回归

2、参数估计

逻辑回归模型的参数是用最大似法估计。每个观察值 y_i 皆为0或1，因此， $y_i \sim \text{Bernoulli}(\pi)$ ， $i=1, \dots, n$ （此为白努利分配， n 为样本数），其概似函数表示如下：

$$L = \prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i} = \prod_{i=1}^n \left(\frac{e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} \right)^{y_i} \left(1 - \frac{e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} \right)^{1-y_i}$$
$$\Rightarrow \ln L = l = \sum_{i=1}^n y_i \left(\frac{\beta'X}{1 + e^{\beta'X}} \right) + \sum_{i=1}^n (1 - y_i) \left(\frac{1}{1 + e^{\beta'X}} \right)$$

第五章 模型建立方法讨论 第二节 逻辑回归

3、自变量的处理

在模型投入变量部分，不建议采用原始变量，因原始变量容易导致模型稳定性不佳。一般常见方法为采用每一变量分组后的WOE值，或每一变量分组的虚拟变量（Dummy Variable）。

1、WOE值

使用前阶段中每个变量分组后的WOE值来取代原本的变量值作为回归模型训练的投入，既可避免变量值中出现极端值（Outliers）的情形，又可减少模型过度配适（Overfitting）的现象（见表5-1）。

WOE的计算方式如下：

$$WOE_i = \ln \left(\frac{\text{Distr Good}_i}{\text{Distr Bad}_i} \right)$$

WOE值代表各分箱内样本的好件对坏件的比率，换言之，WOE值表述该特征变量中各个属性（Attribute）的风险程度大小。WOE值越高，代表该属性的风险程度越小；WOE值越低，代表该属性的风险程度越大

第五章 模型建立方法讨论 第二节 逻辑回归

2、虚拟变量

另外，也可用每一个变量分组设置虚拟变量（Dummy Variable）。

就逻辑回归来说，离散或名目尺度的变量，例如，性别、学历和婚姻状态等并不适宜。以区间尺度为例，每个数字代表不同层级，此时的数字没有任何显著意义，在这种情况下，就可使用虚拟变量的方法。

第五章 模型建立方法讨论 第二节 逻辑回归

四、模型表现

利用算法所得的参数估计值，需检验参数是否具有其显著的效果。

$$\begin{cases} H_0: \text{模型配适佳} \\ H_1: \text{模型配适不佳} \end{cases}$$

第五章 模型建立方法讨论 第三节两阶段式建立方法

一般在建立评分卡时，逻辑回归的因变量是0或1，且无法使用连续型变量，因此，可考虑利用线性回归，将前阶段逻辑回归分析产生的残差值作为第二阶段的因变量。

两阶段式回归建立步骤

- 1、模型建立
- 2、第一阶段回归——逻辑回归模型
- 3、相关分析
- 4、重复执行步骤2 ~ 步骤3的动作以寻找最佳模型。
- 5、第二阶段回归
- 6、模型检验：
- 7、将最终评分模型所得的变量系数转化评分卡的分数

第五章 模型建立方法讨论 第四节初始模型讨论

初始模型讨论的议程重点如下：

- 1、简述评分卡目的与流程架构。
- 2、样本区间说明。
- 3、资料简介。
- 4、评分卡的好坏定义介绍。
- 5、评分卡开发过程简介。
- 6、评分卡变量各区间临界点及权重讨论。
- 7、评分卡修正。

第五章 模型建立方法讨论 第五节 范例

1、变量转换

将变量转换为虚拟变量，以确保数据及模型的稳定性

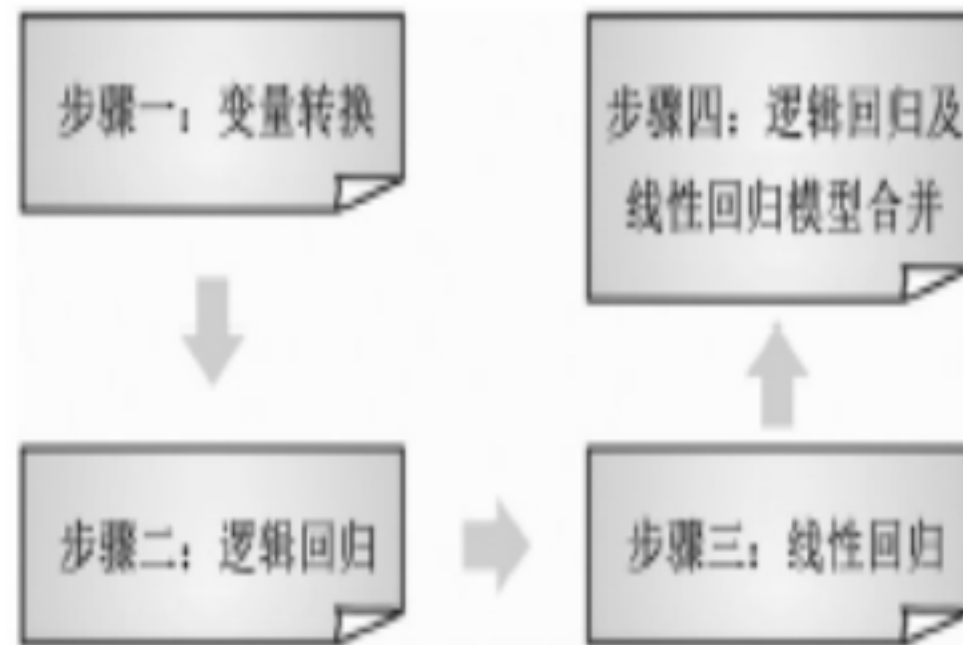
2、逻辑回归

利用虚拟变量套入逻辑回归模型的自变量中，即可得到第一阶段的模型

3、线性回归

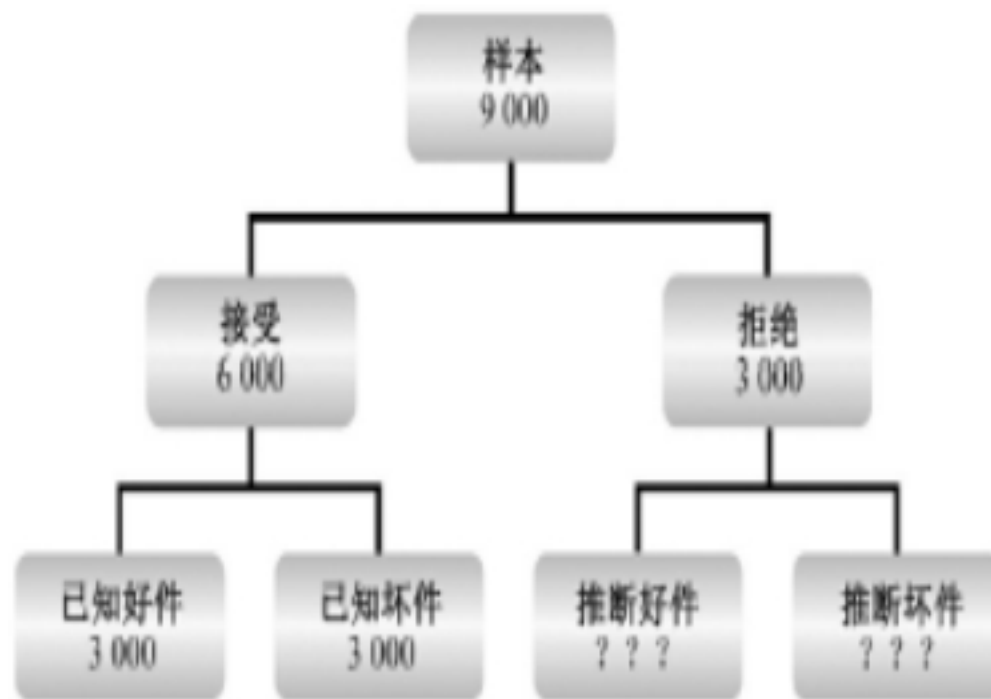
以前阶段逻辑回归的残差为因变量，联征变量为自变量，进行线性回归分析

4、逻辑回归及线性回归模型合并



第六章 拒绝推论 (RejectInference) 的原因与方法

申请评分卡是用审核者的历史数据来建立模型，此模型会忽略原先被拒绝客户的影响力，使得模型略显乐观，因此，需通过拒绝推论来对模型进行修正，以使模型更加精确及稳定。



第六章 拒绝推论的原因与方法 第一节拒绝推论的原因

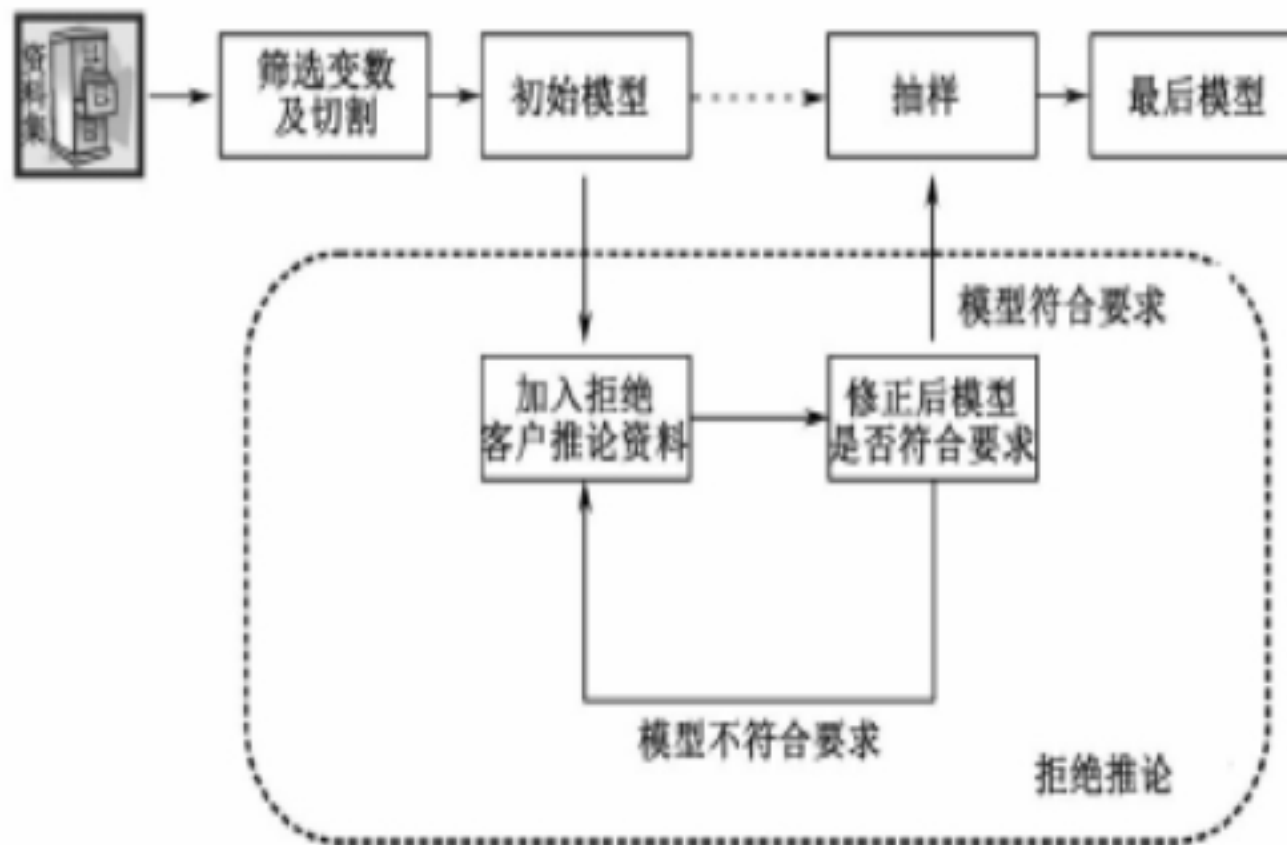
所有模型开发建立皆是用已知数据来推测的，拒绝推论是推论过去被拒绝者并估计他们的行为，可能是一群坏客户被核准，也可能是一群好客户被拒绝，这种推论根据100%的核准率重新建立样本，使得评分卡开发程序更加完整且适当。

进行拒绝推论的原因主要是为了防止申请样本产生偏误，进而还原申请当时母体的真实分配情形，其他进行拒绝推论的原因如下。

- 1、增加建模样本数量：
- 2、公司内部政策的变动可能导致过去的申请者已不能代表未来的申请者；
- 3、从做决策的角度来看，拒绝推论可以对所有申请客户做出更正确而真实的推测。
- 4、用拒绝推论还可能找出过去被拒绝的好客户，发掘这些客户，进而改善内部流程，并找出可增加的利益。

第六章 拒绝推论的原因与方法 第一节 拒绝推论的原因

加入拒绝推论后，申请模型的建立流程



第六章 拒绝推论的原因与方法 第二节拒绝推论的方法

- 1、所有的拒绝件皆为坏件
- 2、指派拒绝客户依现行和核准件好坏比做推论
- 3、忽略所有拒绝的客户
- 4、核准所有的申请件
- 5、以内部或行外数据为基础的方法
- 6、分配法 (Parceling)
- 7、硬性截断法 (Hard Cutoff)
- 8、模糊法 (Fuzzy)
- 9、迭代再分类法 (Iterative Reclassification)

第七章 最终模型选择与风险校准 (Calibration)

根据特征变量分析及二阶段回归模型等方式所衍生出来的模型回归式，是评分卡及违约概率（Probability of Default, PD）模型最重要的架构，从此架构可以分别发展出：①申请或行为评分卡。②用于资本计提的PD模型

评分卡					
变量	属性				
变量1	<25	26~30	31~35	>36	null
	6	10	18	0	14
变量2	0	1			
	0	13			
变量3	1~2	3~4	5+		
	20	0	33		
变量4	≤0	1	2~高		
	0	0	15		
变量5	0	1~2	3~高		

评分卡		
变量	属性	
变量 5	25	5 0
PD 模型		
评分	分数/分	PD/%
1	0~100	15.57
2	100~200	13.46
3	200~250	10.89
4	250~300	8.25
5	300~350	5.12
6	350~400	3.20
7	450~500	1.05
8	500~550	0.53
9	550~600	0.12
10	600+	0.03

第七章 最终模型选择与风险校准 第一节最终模型产出

最终模型产出是回归式，其模型在评分卡的运用上较不好解释，因此，必须将变量转换为分数以利于业务上的运用。在前面的章节中已指出，变量的转换可选择利用虚拟变量（Dummy Variable）或WOE值来取代，其中虚拟变量可单纯地将各变量群组乘以1 000来表达各变量群组的权重；而WOE值则需套用较复杂的转换，因此，必须运用评分卡尺度技术将评分卡系数转换为便于解读的权重。

1、平均分数为200分，每隔20分好坏比（Odds）加倍

2、分数尺度

第七章 最终模型选择与风险校准 第二节 设定风险校准

一、不同评分卡的分数调校

若同一产品因其不同特性切分为数个评分卡，如信用卡评分卡分为全清户评分卡与循环户评分卡，如此一来，两张评分卡的模型基础可能处于不同水平上，例如，全清户的400分与循环户的600分，难以比较哪个分数较高，于是必须设定风险校准（Risk Calibration）来转换各分组的评分。

在好坏表现定义于不同分组间相同的前提下，风险校准采用同等好坏比来转换各分组评分分数，使得相同好坏比达到相同评分结果，且评分与好坏比应呈现正向相关。

评分模型风险校准过程如下：

- 1、计算出各分组所有样本的最终模型评分。
- 2、各分组样本分数由低到高排序。
- 3、将排序后的样本切成n等分，再计算每一等分的好件数、坏件数、好坏比、 $\ln(\text{Odds})$ 及平均分数。
- 4、建立每种切等的平均分数及 $\ln(\text{Odds})$ 间的回归式，哪种切等方式下，回归式会有最佳的解释能力，即有最高的决定系数（R-Square），并观察期望好坏比值相比于实际好坏比值是否相近。
- 5、由上述回归式套入 $\text{Score} = A + B \times \ln(\text{Odds})$ ，则可得到最后的校准函数，如Base Score为400，PDO为40
- 6、以校准分数为因变量，最终评分模型的变量为自变量进行回归分析，可得到最后各变量属性的系数，也是风险校准后评分卡(Calibrated Scorecard) 的分数。

第七章 最终模型选择与风险校准 第二节 设定风险校准

二、风险等级的区隔

1、好坏比法

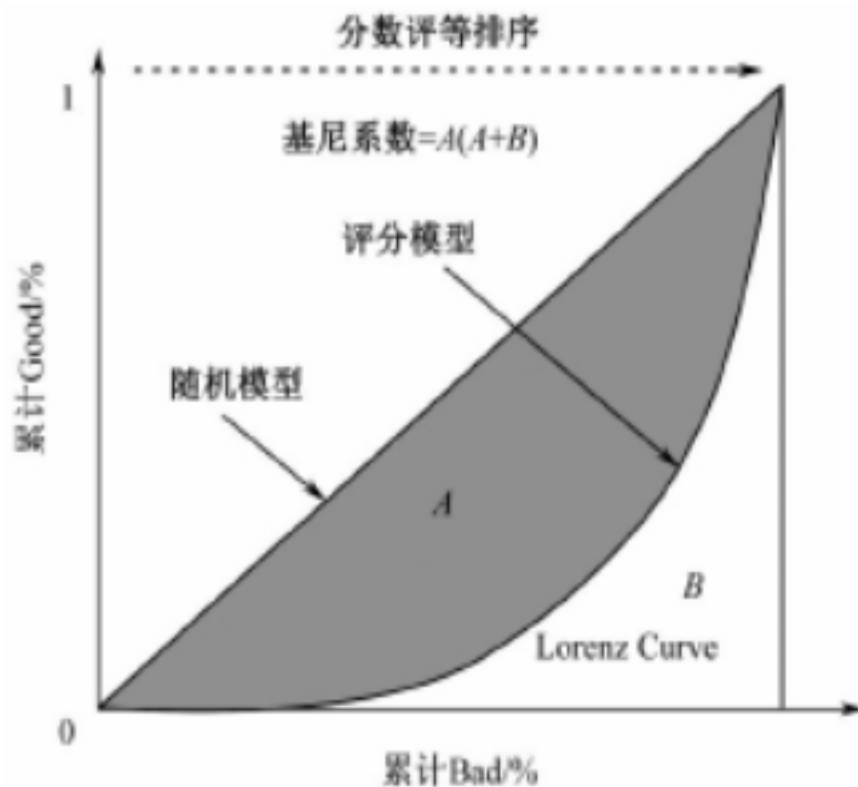
2、母体均分法

分数区间	期望好 坏比值	30 组		50 组		80 组	
		好坏比值	占比/%	好坏比值	占比/%	好坏比值	占比/%
0580~0620	32	32.55	8.86	28.38	9.25	28.45	8.59
0620~0660	64	63.23	11.09	50.12	10.91	55.45	10.81
0660~0700	128	155.31	14.23	145.25	13.10	124.18	13.20
0700~0740	256	218.76	15.85	229.75	16.98	217.25	17.01
0740~0780	512	390.26	15.79	390.26	15.79	364.32	15.80
0780~0820	1 024	1 626.34	14.07	215 7.65	12.44	1 326.34	14.07
>0820	>2 048	1 736.14	12.51	140 1.16	14.14	1 736.14	12.51

第七章 最终模型选择与风险校准 第三节模型验证

1、基尼系数 (Gini Coefficient)

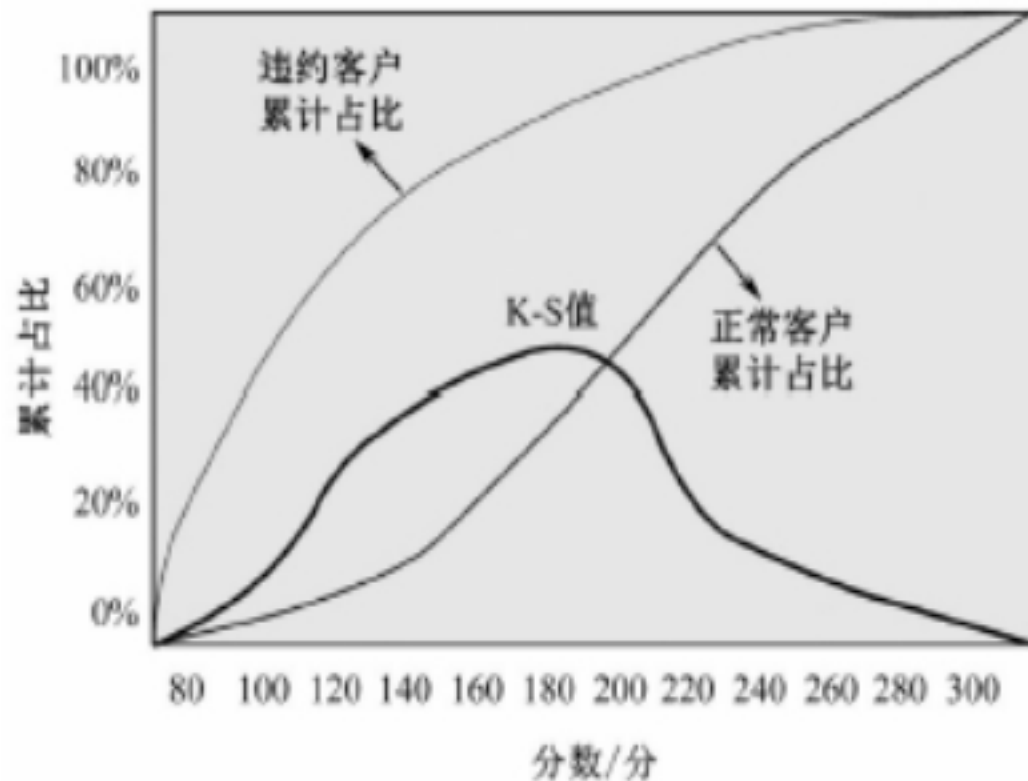
向下弯曲的曲线即称为洛伦茨曲线 (Lorenz' s Curve) , 是用来评估评分卡鉴别效果的标准图表。



第七章 最终模型选择与风险校准 第三节模型验证

2、Kolmogrov-Smirnov值 (以下简称K-S值)

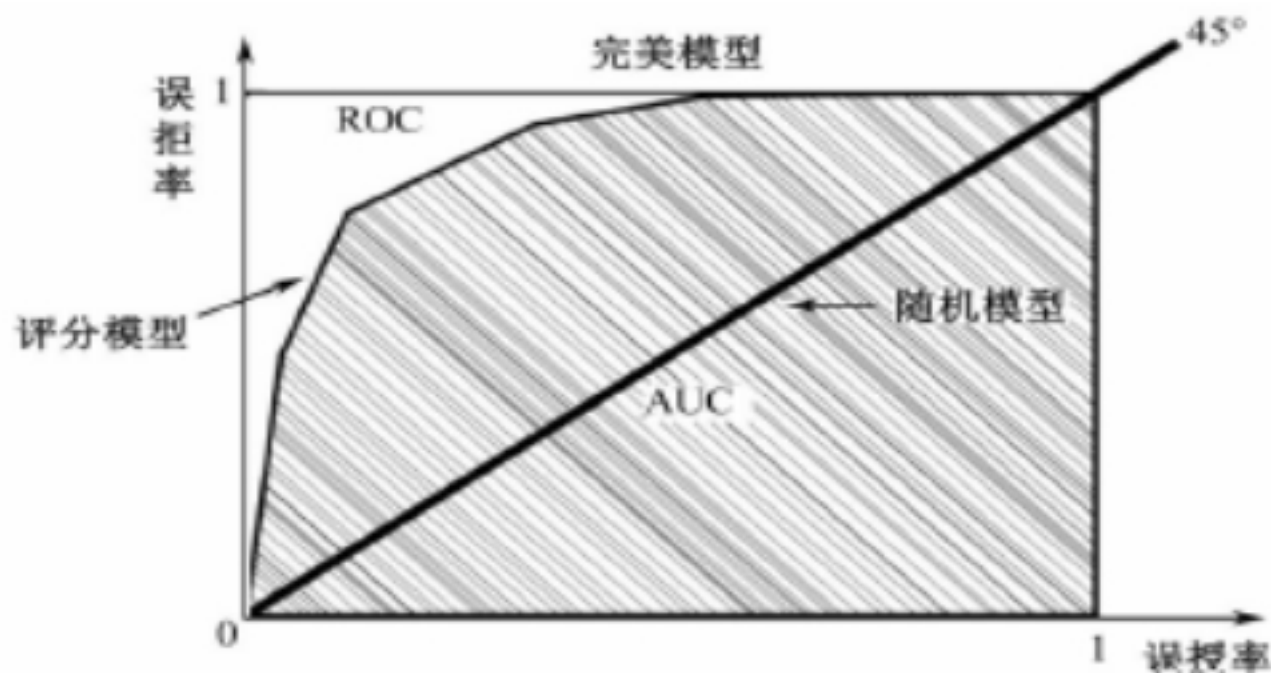
洛伦茨曲线图主要用来评估评分卡总体预测力，而K-S 测试图则用来评估在评分卡何种评分区间能够将正常客户与违约客户分开，K-S值越高，则代表两者距离越大，因此，K-S曲线出现的最大值就是鉴别正常户与违约户的最佳点。



第七章 最终模型选择与风险校准 第三节模型验证

3、ROC曲线上的面积 (Area Under ROC Curve, AUC)

ROC曲线是以在所有的截断点下，计算出来的对评分模型的误授率（型一误差率，误授率表示模型将违约客户误评为好客户，进行授信业务的比率）和1-误拒率（型二误差率，误拒率表示模型将正常客户误评为坏客户，拒绝其授信业务的比率）的数量所绘制而成的。AUC值是曲线下方的总面积。



第七章 最终模型选择与风险校准 第三节模型验证

以上3种模型鉴别力的判断准则如表

Gini 系数	K-S 值	AUC 值	模型的优劣程度
0%	<20%	=50%	无区辨能力
0%~40%	20%~30%	50%~70%	模型区辨能力极差
40%~60%	30%~50%	70%~80%	可接受的区辨能力
60%~80%	50%~75%	80%~90%	非常良好的区辨能力
80%~100%	>75%	90%~100%	可能有模型配适过度的疑虑

第八章 决策点 (Cut-off) 设定

信用评分模型的目的是判断客户的风险程度高低，必须搭配适宜的决策点，方能导入业务应用方面。而各组织、单位及产品所能承受的风险程度并不相同，要求的报酬水平也不相同，因此，用信用评分模型作为核准依据时，需先设定预期策略目标（如核准率/核准数/好坏件比率/好坏件数等），并参考信用评分模型评分分布表，评估并拟定适当的信用策略方案，以执行征信审查等作业，达成业务目标。

以下各节将针对决策点的设定方式和信用评分模型作为准驳依据时的应用方式进行介绍，同时提供相关范例作为参考。

第八章 决策点 (Cut-off) 设定 第一节决策点策略设定方式

常用的策略目标有以下四种。

- 1、好坏件比率 (Good/Bad Odds)
- 2、核准率 (Approval Rate)
- 3、核准件中好客户数 (Good Accounts)
- 4、核准件中坏客户数 (Bad Accounts)

第八章 决策点 (Cut-off) 设定 第二节核准点应用方式

信用评分模型应用于案件准驳决策时，有以下两种应用方式。

- 1、案件自动核准/拒绝
- 2、部分案件移交征审人员 (Referral)

第八章 决策点 (Cut-off) 设定 第三节范例

1、好坏件比率 (Good/Bad Odds)

预期目标 (栏e)：核准件客户好坏件比率为312.95

2、核准率 (Approval Rate)

预期目标：核准率为60.4% (核准案件246

3、核准件中好客户数 (Good Accounts)

预期目标 (栏a)：核准件中好客户数为245 354。

4、核准件中坏客户数 (Bad Accounts)

预期目标 (栏b)：核准件中坏客户数为784。

决策点策略 (栏n)：决策点为646时，坏客户数为780，接近目标值。

评分等级		核准件数				拒绝件数				申请案件				由高分向低分累计				决策点策略	
下限	上限	好客 户 (a)	坏客 户 (b)	未定客 户 (c)	小时 (d) (a+b+c)	好客客 户 (e)	推测好 客户 (f)	推测坏 客户 (g)	小时 (d+f+g)	好客户 (h)	坏客户 (i)	未定客 户 (j)	小时 (h+i+j)	好客 户 (k)	坏客 户 (l)	未定客 户 (m)	小时 (n) (k+l+m)	好坏客户率 (q=p/r) %	核准率 (s=p/t) %
~	413	5	3	1	9	166	65	65	119	70	57	1	128	402 605	5 158	895	408 658	78.06	100.0
414	441	40	6	—	46	666	425	248	673	465	254	1	720	402 535	5 001	894	408 830	78.91	100.0
637	637	444	4	2	450	111.10	996	49	1045	1440	53	6	4499	329 860	1 001	635	331 597	290.61	81.1
638	638	783	6	3	792	130.50	913	34	947	1696	40	9	1745	328 421	1 048	629	330 097	313.42	80.8
639	639	270	2	—	272	134.92	380	6	386	650	8	1	659	326 724	1 008	620	328 352	324.21	80.3
645	645	305	2	1	308	152.30	483	6	489	788	8	2	798	317 060	788	594	318 443	402.35	77.9
646	646	465	3	1	469	154.92	450	12	462	914	15	3	933	316 273	780	592	317 645	405.28	77.7
647	647	660	4	1	665	164.95	59	11	109	758	15	2	775	315 339	765	589	316 713	412.24	77.5
716	716	1738	7	4	1749	248.25	842	0	842	2580	7	6	2593	247 139	204	408	247 751	1211.00	60.6
717	717	544	2	2	548	272.13	631	1	631	1175	3	3	1181	244 560	197	402	245 154	1243.14	60.0
718	718	1284	4	2	1290	321.01	186	2	184	1098	6	3	1107	243 385	194	399	243 977	1255.11	59.7
980	980	1907	4	—	1911	476.84	114	—	114	2021	4	0	2025	4891	8	2	4900	611.43	1.2
989	1000	1208	2	1	1211	604.17	30	—	30	1238	2	1	1241	2870	4	2	2876	717.56	0.7
1001	~	1575	2	1	1576	786.42	59	—	59	1632	2	1	1635	1632	2	1	1635	816.11	0.4
总计		245 354	784	522	246 600	312.95	157 251	4 374	161 625	402 605	5 158	895	408 658	原始核准率 (DEL) =60.4%					

第九章 信用评分模型监控报告

1、观察期间的稳定度

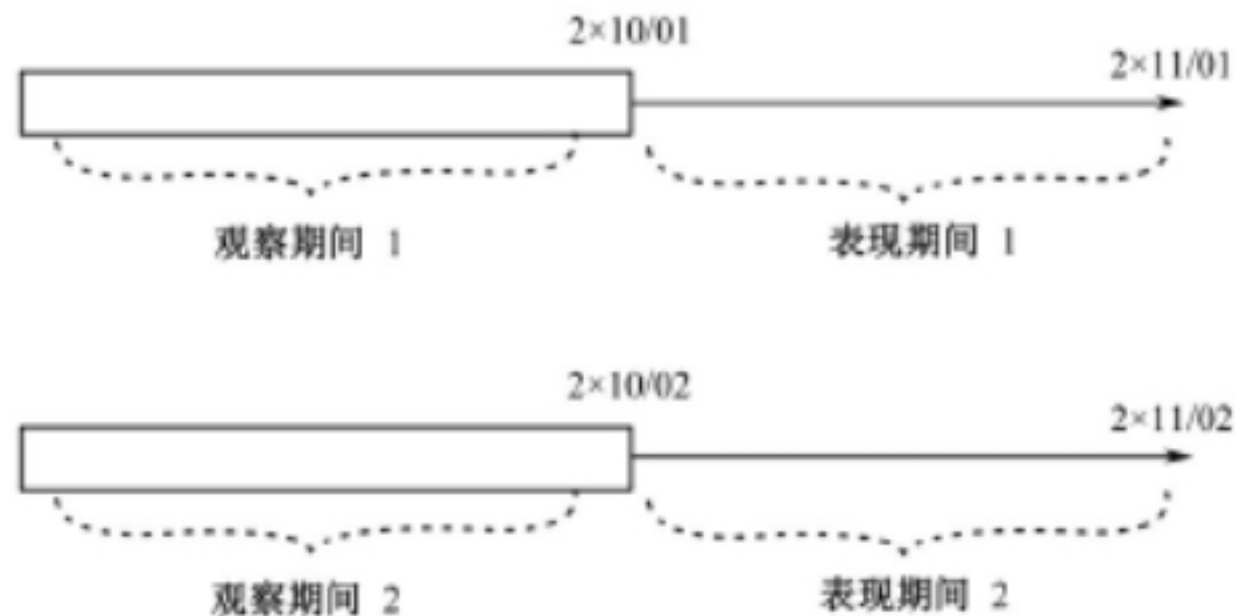
2、表现期间的鉴别度

1) 确认数据输入与评分作业正确性

2) 征信审核

3) 销活动表现分析

4) 信用评分模型的稳定度与鉴别度报告等工作



第九章 信用评分模型监控报告 第一节前端监控报告

常见的前端监控报告

- 1、评分分布表 (Score Distribution Report, SDR) 。
- 2、群体稳定度指标 (Population Stability Index, PSI) 。
- 3、变量稳定度分析 (Characteristics Analysis) 。
- 4、人工否决分析 (Override Stability Analysis, 申请评分模
- 5、数据输入错误率分析 (Error Rate of Data Entry) 。
- 6、产品大事记 (Portfolio Chronology Log)

第九章 信用评分模型监控报告 第二节后端监控报告

后端监控报告的目的是为了观察信用评分模型对申请客户或近期客户群体是否仍具备有效的鉴别力。

常见的后端监控报告包括以下几类：

- 1、好坏客户评分分布表 (Score Distribution Report, SDR) 。
- 2、母体鉴别度指标 (KS Value /Gini Coefficient) 。
- 3、变量鉴别度分析 (Characteristics Discrimination Analysis) 。
- 4、好坏概率与评分分析 (Good/Bad Odds vs.Score) 。
- 5、人工否决表现分析 (Override Performance Analysis, 申请评分模型) 。

第九章 信用评分模型监控报告 第二节后端监控报告

1、好坏件比率 (Good/Bad Odds)

预期目标 (栏e)：核准件客户好坏件比率为312.95

2、核准率 (Approval Rate)

预期目标：核准率为60.4% (核准案件246

3、核准件中好客户数 (Good Accounts)

预期目标 (栏a)：核准件中好客户数为245 354。

4、核准件中坏客户数 (Bad Accounts)

预期目标 (栏b)：核准件中坏客户数为784。决策点策略 (栏n)：决策点为646时，坏客户数为780，接近目标值。

第九章 信用评分模型监控报告 第二节后端监控报告

2、表现期间的鉴别度

现行评分客户经过一段表现期间后仍具鉴别力。

然而，外部经济情势变化、同业间推出的各项商品服务与营销活动，以及公司内部经营策略的调整，均可能使信用评分模型接受的客户类别形态产生结构性转变，进而影响模型稳定度；即使是相同的客户类别形态也可能受到上述因素的影响，从而发生鉴别度不足的状况。

此监控作业包括

- 1) 确认数据输入与评分作业正确性
- 2) 征信审核人工否决评分结果（Override Score Result）分析
- 3) 营销活动表现分析
- 4) 信用评分模型的稳定度与鉴别度报告等工作

第十章 信用评分模型策略运用

建立信用评分模型的目的只是判断客户的风险程度，若要在日常业务执行中使用，则需考虑其他营销面、财务面或法规面、作业面等因素，方能切合实际业务需求，将全体客户切分为性质有明显差异的客群。在分析并了解各客群所具备的性质后，银行即可分别制订适当的行动策略，以有效达成业务目标。

信用评分模型	应用范围
申请评分卡	申请准驳依据、初始额度给予、风险定价及预借额度给予等
行为评分卡	风险定价、预借额度给予、期中复审依据及超额额度给予等
催收评分卡	延滞客户催收等

第十章 信用评分模型策略运用 第一节业务策略制订方式

1、定义目标变量

2、拟定资料期间

3、寻找区隔变量



4、建立业务目标区隔模型

5、设定各客群业务策略

第十章 信用评分模型策略运用 第三节 范例

以下内容针对信用卡额度调整策略，说明应如何利用信用评分模型，搭配其他区隔变量来拟定最佳的分组方式，并依据各分组的平均目标变量值，给予各分组适当的额度调整比率。

1、目标变量

定义目标变量为违约率（客户延滞状况M2+为违约），额度调整策略预期能降低整体资产违约率。

2、资料期间

3、区隔变量

区隔变量是指客户与本行往来月数、上次额度调整迄今月数、行为评分卡风险等级、预借现金余额占信用额度比率、过去6个月额度使用率及过去6个月缴款率。

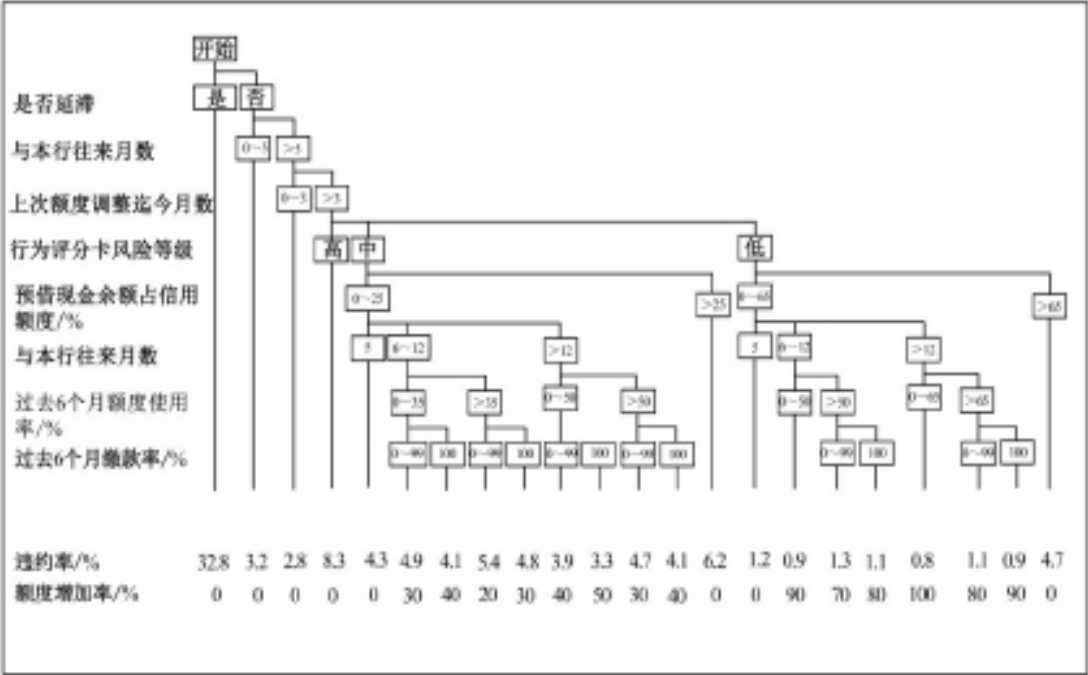
4、业务目标区隔模型

用决策树统计软件将全体客户依据违约率做区分，得到最合适的区隔模型。

第十章 信用评分模型策略运用 第三节 范例

5、设定业务策略

各分组在表现期内会有部分客户违约，但另一部分客户尚未违约，计算该组的平均违约率后，依据“高违约率给予较低额度增加率，低违约率给予较高额度增加率”的原则，分别给予各组不同额度的增加率，以期有效降低全体违约率。



第十一章 信用评分模型案例（消费产品分期） 第一节数据样本

本评分模型建立的观察时点（Observation Point）为2016年5月18日，以2015年7月15日—2016年5月17日为开发样本观察期（Observation Period）。样本数据除了金融服务公司提供其贷款产品的主文档数据“申请信息与每月月终逾期情况统计表”外，还由第三方征信业者提供外部征信数据来参与模型的建立。资料内容整理。

数据集来源	资料说明	笔数/笔	字段数/个
金融服务公司	金融公司客户申请资料	132 060	24
第三方数据源——A	申请人个人资料征信报告	1 372 890	466
第三方数据源——B	申请人信用规则统计表	559 439	21

第十一章 信用评分模型案例（消费产品分期）

第二节 样本好坏表现定义

1、定义

样本的好坏定义是决定整个模型的涵盖率及鉴别度高低的依据，所有合格的开发样本均需依其表现期数据决定表现表现，并通过账龄分析（Vintage Analysis）及滚动率（Roll Rate）分析来判断样本的好坏。一般而言，违约客户被定义为坏样本，反之，则为好样本。

2、作用

账龄分析可以让模型建立人员了解项目样本过往违约率变化及违约成熟期长短。一般而言，样本应从已达违约成熟期长度的客户中选取，因此我们的分析会从客户申请核准且拨款后开始，观察客户往来多久时发生违约，当发生违约后，该笔样本即被视为违约样本，进而计算每个申请月份在往来期间每个月所发生的累计违约样本，

日期	1~10	2~10	3~10	4~10
1~10	客户数	客户数	客户数	客户数	客户数
	违约数	违约数	违约数	违约数	违约数
2~10	客户数	客户数	客户数	客户数	客户数
	违约数	违约数	违约数	违约数	违约数
3~10	客户数	客户数	客户数	客户数	客户数
	违约数	违约数	违约数	违约数	违约数
.....	客户数	客户数	客户数	客户数	客户数
	违约数	违约数	违约数	违约数	违约数

第十一章 信用评分模型案例（消费产品分期） 第三节变量分析

评分模型的目的是将有效预测客户未来发生违约的字段进行最佳配置，字段的质与量会左右模型预测能力。因此，在模型开发前，会使用金融服务公司提供的客户申请及第三方征信数据，根据过往模型开发经验，产出相关的衍生字段放入长变量列表（Long List）。

接下来，利用统计检验方法：T检验、卡方检验与IV信息值（Information Value）值的大小，从长清单中筛选有区隔力及预测力的字段进入短变量列表（Short List），短变量列表内的字段供下个阶段模型开发及后续模型微调所用。

$$WOE=\left[\ln\left(\frac{\text{正常户占比}}{\text{违约户占比}}\right)\right]$$

$$IV=\sum_{i=1}^n\left(\text{正常户占比}-\text{违约户占比}\right)\times\ln\left(\frac{\text{正常户占比}}{\text{违约户占比}}\right)$$

IV 值	预测水平
$X < 0.02$	无预测能力（Unpredictive）
$0.02 \leq X < 0.1$	弱预测能力（Weak）
$0.1 \leq X < 0.3$	中预测能力（Medium）
$X \geq 0.3$	强预测能力（Strong）

第十一章 信用评分模型案例 第四节模型建立与验证

评分模型可能有多种不同的开发方式，逻辑回归（Logistic Regression）是建立评分卡时最常用的统计方法，它适用于字段为连续型或是间断型的情况，并利用事件发生与未发生的Odds值取对数，来预测未来事件发生的概率，在挑选对好（Good）与坏（Bad）鉴别力最佳的变量组合并指定其系数时，其变量相关性（Correlation）也会并入考虑中。

在信用评分卡建立过程中，为能够有效评估信用评分卡的预测能，以及诊断是否需要进一步修正，必须通过评估图表来检视评分卡成效。接下来，就用K-S值来测验模型在哪个评分区间能够将正常客户与违约客户分得最开

第十二章信用评分模型案例（现金贷）

第十三章 催收框架

目前我国金融服务机构的催收管理工作还处在刚刚起步的探索阶段，各机构催收业务的模式和内容差别较大，未形成成熟的管理模式。

- 1、催收管理流程，包括催收的不同阶段、催收机构的构成，以及相关概念。
- 2、催收管理系统。
- 3、催收模型系统，主要包括业务背景、常用建模算法及模型评
- 4、催收策略系统，主要包括催收策略的制订和执行。

第十三章 催收框架 第一节 催收管理流程

逾期资产和整体资产存在一定区别，具有如下特点：

- 1、对于管理非逾期资产来说，人工介入是一个例外，而管理逾期资产的核心是人工介入，相对的成本也较高。
- 2、逾期客户还款的概率高低取决于催收阶段的催收动作。
- 3、由于催收效果高度依赖于人，高效的管理和团队可以带来高效的催收效果。

根据逾期的发展方向，金融服务公司对客户的催收管理流程通常可以划分为如下几项：

逾期预防、逾期早期催收、逾期中期催收、逾期晚期催收、核销、资产清收

第十三章 催收框架 第一节催收管理流程

逾期早期催收是整个催收管理流程中最为重要的一个阶段，该阶段主要针对轻度逾期客户。轻度逾期的定义会因金融产品和机构的不同而略有不同。对于美国信用卡类的金融产品而言，轻度逾期通常是指应还款项逾期1~2个周期，即为30~89天。该阶段的催收客群和催收策略主要有以下几个特点：

(1) 客群量大。(2) 回款率高。

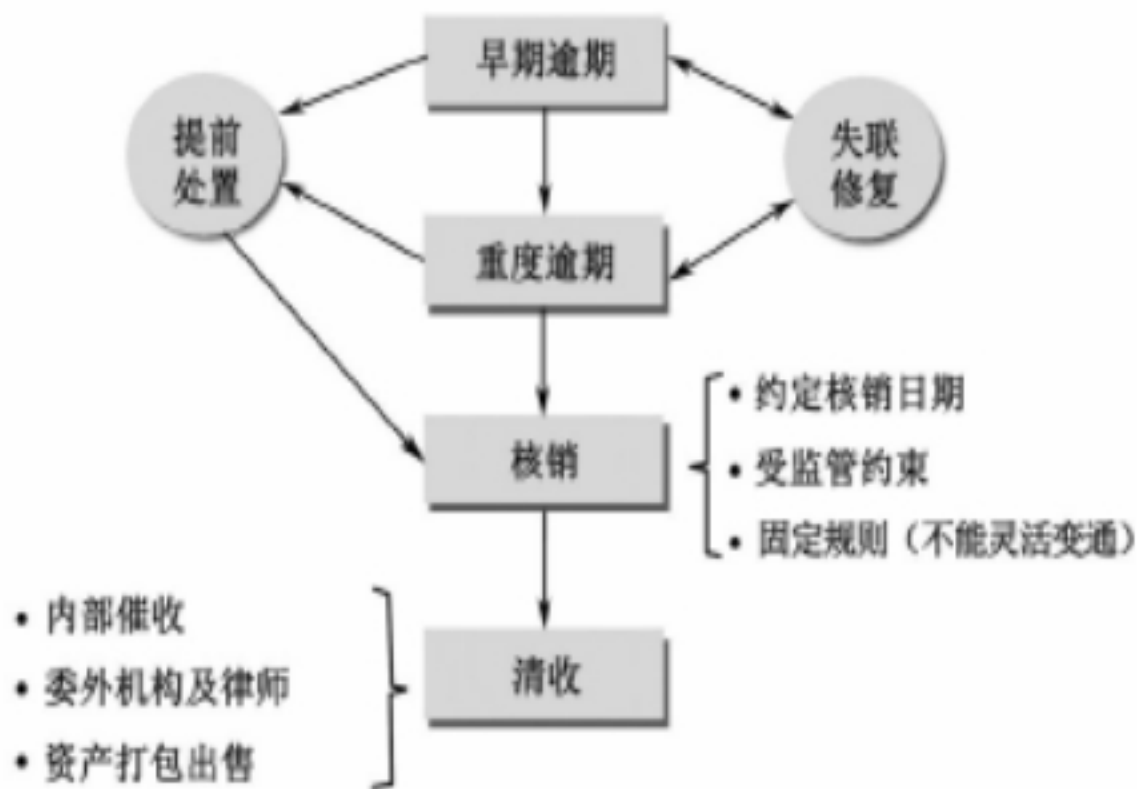
逾期中期催收主要针对应还款项逾期3~4个周期的客户，即为90~119天。该阶段的逾期客群核销风险较高，回款率相较于轻度逾期客群大幅度降低。一般来说，中度逾期客群中有60%的客户会拖欠至重度逾期。逾期中期的催收策略主要以人工电话催收和邮件为主，催收话术也较为严厉。

逾期晚期催收主要针对应还款项逾期5个周期以上的客户，即为120天以上，即重度逾期。该阶段的逾期客群中有90%的逾期账户最终会被核销。一般来说，这个阶段有以下几个特点：

(1) 客群量小。(2) 回款率极低。

第十三章 催收框架 第一节催收管理流程

逾期资产更简单的分类方式是把逾期资产分为早期和晚期/重度逾期两个阶段。这种分类方式在美国大型的信贷机构较为普遍。



第十三章 催收框架 第二节催收管理系统简介

与催收管理流程相对应的是金融机构内部各催收职能部门的设立。根据职能的不同主要分为催收分析部门和催收服务部门。

1、催收分析部门

包括催收建模部门和催收策略部门。主要负责为不同的逾期人群构建催收模型，制订相对应的催收策略。

2、催收服务部门

负责具体催收行动的实施，通常包括电话催收中心和法务部门等。

第十三章 催收框架 第三节催收模型系统

- 1、逾期前 (Pre-delinquency) 风险评估模型。
- 2、早期/中期/晚期逾期 (Early Stage/Middle Stage/Late Stage) 风险评估模型。
- 3、核销评估模型。
- 4、资产清收 (Recovery) 风险评估模型。

第十三章 催收框架 第三节催收模型系统

总的来说，催收模型的预测可以简化为两类预测问题，即预测“是”或“否”。针对不同的客群，预测客群在未来一段时间内是逾期还是不逾期，是核销还是不核销等。这种类型的问题通常利用分类模型来处理。美国信用卡公司中使用最广泛的是逻辑回归（Logistic Regression）。相较于其他分类模型，逻辑回归有着天然的优势。

- 1、形式简洁：模型形式为线性可加模型。
- 2、解释性强：模型变量和目标量线性相关。从业务角度来说更容易理解客群行为。
- 3、潜在风险低：正是因为逻辑回归模型有很强的解释性，可以使我们非常容易地理解模型中的运算机制，避免很多未知的风险等。

第十三章 催收框架 第三节催收模型系统

催收模型基于客群的历史行为预测客群未来会不会产生某种程度的逾期行为，将其转换为模型的语言，即为预测客群未来有某种程度逾期行为的概率，概率值越大表明出现该种行为的可能性越大，风险也越大。这种单调相关关系也是催收模型效能评测的理论基础，相关的评测指标也主要是从如何量化和解释单调相关入手，具体包括以下两方面。

1、量化角度

分类模型通常以K-S，Concordant C，AUC指标，以及目标客群抓取率等指标衡量模型效能。

2、业务角度

主要评测模型系统的构建是否与催收业务相关，比如，模型变量是否反映业务逻辑，模型变量和逾期行为之间的相关关系是否符合常理等。

第十三章 催收框架 第四节催收策略系统

1、开发催收策略

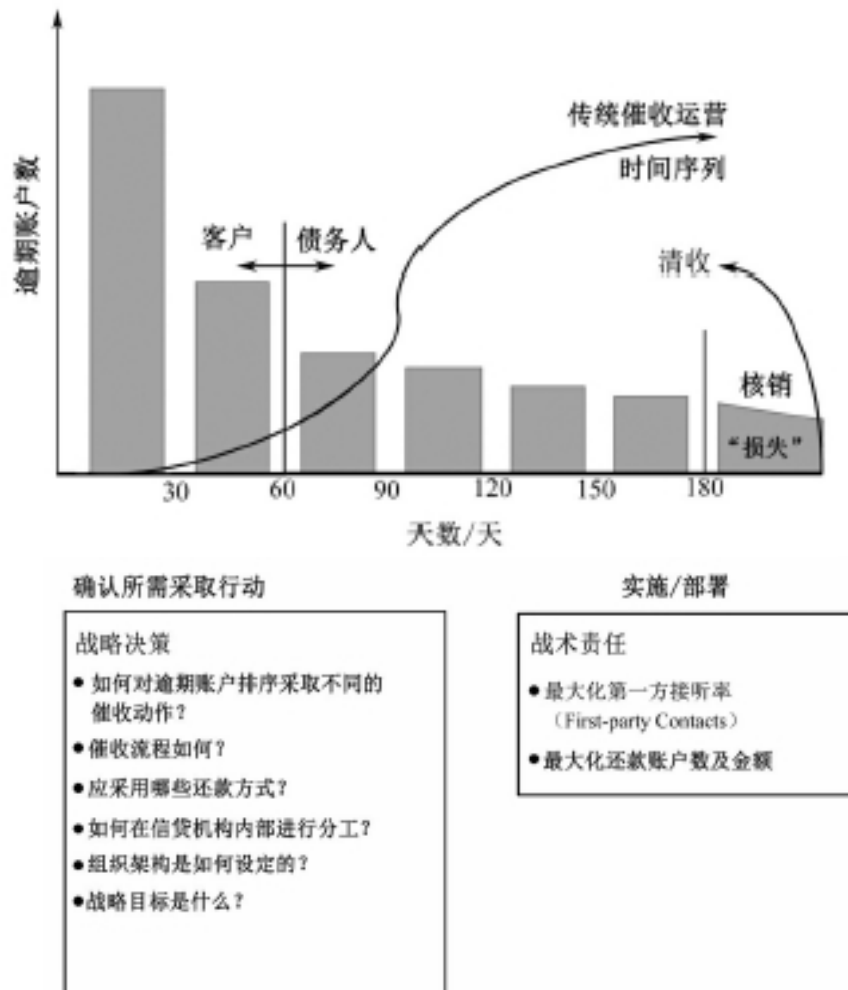
催收过程会涉及很多决策部分

1) 联系谁？何时联系？

2) 人工催收何时介入？（逾期10天时，逾期45天时）

3) 如何联系？（电话？短信？邮件？电子邮件？）

4) 如何区分低风险和高风险客户？



第十三章 催收框架 第四节 催收策略系统

催收业务的两个重要原则

- 1、催收是竞争性非常高的行业，赢家必须提升客户的还款优先级。
- 2、你必须在第一时间接触到客户，影响他的还款决策。

第十三章 催收框架 第四节催收策略系统

2、区分高低风险账户

基于风险维度的催收流程，第一步是对逾期资产进行划分，对高风险账户进行加速处理。针对自愈和需要人工干预账户的区别，既可以由经验判断，也可以由模型评分判断，但模型判断的准确度是经验判断不可比拟的。一些早期的指标对于判断高风险账户非常有效。

- 1) 信用评分或催收评分较低。
- 2) 新户（进件不满6个月）有1到多次逾期记录
- 3) 信用额度用尽或超额。
- 4) 失联（逾期后7~10天内无法联系到）包括周末及下班时间。
- 5) 一次或多次悔诺或没有付款允诺。
- 6) 邮件退回。
- 7) 高额提现行为，尤其是新户。

第十三章 催收框架 第四节催收策略系统

3、催收评分

早期逾期账户进行风险划分及催收力度匹配表（简表）

损失预测模型	还款意愿评分模型	预期时间			
		M1	M2	M3	≥M4
低损失	低意愿	轻	中	重	委外
	中等意愿	无	轻	中	委外
	高意愿	无	无	轻	重
中等损失	低意愿	中	重	重	委外
	中等意愿	无	中	重	重
	高意愿	无	轻	中	重
高损失	低意愿	重	重	重	委外
	中等意愿	中	重	重	重
	高意愿	中	中	重	重

第十三章 催收框架 第四节催收策略系统

4、如何进行催收中心选址

大型催收机构可以选择催收网点的数目、大小及地点。选址是一个策略决策，会影响到催收运营的成本及效果。有观点认为，催收网点应本地化，即选用与催收客群相同口音的本地催收员达到的催收效果要优于选用口音不同的外地催收员。但我们的研究表明，这些所谓的优势微乎其微，并没有可以量化的证据。

- 1) 可以在不同的催收网点之间进行良性竞争（当然，仅有一个催收网点也可以在内部进行分组，分配近似的账户给内部小组，对比其业绩）。
- 2) 当一个网点出现问题时，随时有备援方案（类似数据库的灾备方案）。
- 3) 可将一类催收账户集中在一个网点，使其他催收网点不用分散精力进行多类账户的催收管理及运作，例如可以设立失联修复管理部等具有特殊职能的部门或网点，减轻其他网点处理过多业务的压力。
- 4) 当地理区域跨越几个时区时，多个催收网点可以让催收员在正常工作时间内对或早或晚的时区进行催收。比如，美国西海岸有一个催收中心的价值就是可以在西海岸的正常工作时间内对东海岸或中西部的逾期客户进行晚间黄金时段的催收。

第十三章 催收框架 第四节催收策略系统

5.海外外包

某些公司会尝试海外外包模式以降低整体催收成本。尽管我们没有硬性的数据支持，但从整体而言，实施海外催收外包的公司在账面上节省了约15%的成本（主要为人工成本），但与内部催收团队的表现相比，以小时计的催收效果至少降低了20%。

大多数海外外包团队在催收表现上比内部催收效果差的同时，还要面临诸如语言、文化、劳动力饱和以及缺乏有效管理的问题。尽管海外外包团队对于早期逾期的低风险客户的催收效果较好，但当逾期客户表示不付款时，催收表现整体不理想。

海外催收公司较为强调技术能力而非人际交往/沟通能力的培养。

第十三章 催收框架 第四节 催收策略系统

2、预测逾期及核销

风险管理的终极衡量标准即计算过去、现在及更重要的将来的损失占贷款余额的比例。越能尽早地预测未来损失，越有机会采取措施影响结果。这一点在预测损失高于预期值时显得尤为重要。预测资产表现，即未来损失的一个重要工具就是追踪逾期账户在每个逾期阶段的流转情况，直至变为核销，然后，利用历史数据预测未来。这个流程被称为净流动预测（Net Flow Forecast），或滚动率（Roll Rate）。

月份	总额/美元	非逾期/美元	逾期资产/千元	
			30~59/天	60~89/天
1月	792.7	548.8	34% 188.2	9.6% 20.2
2月	816.3	567.2	29% 186.6	8.7% 18.0
3月	830.7	595.8	31% 165.4	9.8% 16.2
4月	849.3	602.3	186.2	16.2
5月	859.4	606.7		

第十三章 催收框架 第四节 催收策略系统

1、滚动率

滚转率是指账户余额（或数量）从一个逾期阶段“滚动”到下一个逾期阶段所占的百分比。

2、迁移报表 (Migration Report)

一个更有意义的策略及运营衡量标准通常被叫做迁移报表、逾期矩阵 (Delinquency Matrix, DM) , 或者“昨天—今天”报表。

3、净核销

到目前为止，我们已经讨论了总核销额的预测，但标准的管理报表（以及会计账目）需要净核销数据，因为该指标是计算利润的核心数据（通常也是计算风险准备金的标准之一）。

第十三章 催收框架 第四节 催收策略系统

3、催收策略举例

催收策略系统通过差异化、多元化催收策略的制订和实施，实现金融机构余额增长、客户满意度增加、客户流失率降低和交叉销售额增加等收益最大化的关键点；同时，控制风险成本，优化资源配置以实现成本的降低。催收策略的设置、部署、实施与收益和成本的平衡有着直接或间接的关系。

一般来说，催收策略主要解决以下四个问题。

- 1) 针对什么样的客群进行催收活动。
- 2) 什么时候对客群进行催收活动。
- 3) 对客群采取什么样的催收活动。
- 4) 进行催收活动时如何正确地传达催收信息

第十三章 催收框架 第四节 催收策略系统

一般来说，不同逾期程度客群的催收策略方向如下。

1、逾期前（Pre-delinquent）客群

客群量大且没有发生真实的逾期行为，但是未来一段时间内可能产生逾期行为的风险较大。逾期前群的催收策略一般以“隐藏提醒”为主，通过电话间接地提醒客户近期的有待还款项。

2、早期逾期（Early Stage）客群

客群量大且风险各异。根据风险程度、还款意愿和还款能力，可以将客群分为如下三部分。
加强巩固类（Reinforce） 介入干预类（Intervene） 治疗恢复类（Rehabilitate）

3、中期/晚期逾期（Middle Stage /Late Stage）客群

客群量中等。逾期至该阶段的客群一般还款意愿较弱或还款能力较弱，催收难度较大，但仍然有较大回款率。该阶段的催收策略如下：

- 1)适度催收有还款能力但还款意愿较弱的客群，需要采用适当的催收话术和手段。
- 2)有还款意愿但还款能力较弱的人提供还款管理方案，比如，限时降息和减免应还款项等。

4、核销客群

客群量极少。催收有可能会还款的客群，避免资源浪费。

第十三章 催收框架 第四节 催收策略系统



第十四章 催收技巧及KPI标准

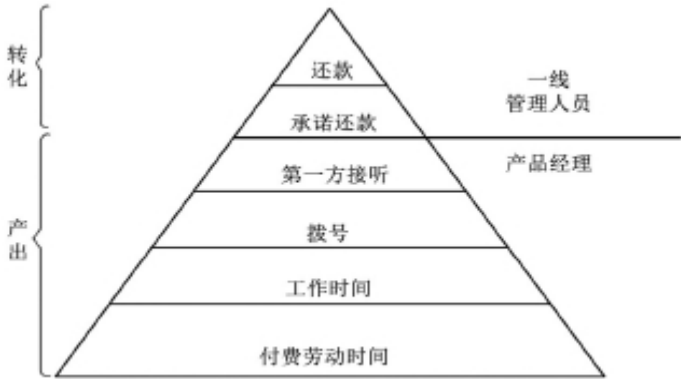
首先，生产和转化是有效的管理层分工依据。

1、催收系统及拨号器

- 1) 与信贷系统的交互功能。
- 2) 逾期账户的基本信息。
- 3) 催收员的信息录入功能。
- 4) 管理者报告，如滚转率及催收MIS的输入信息。

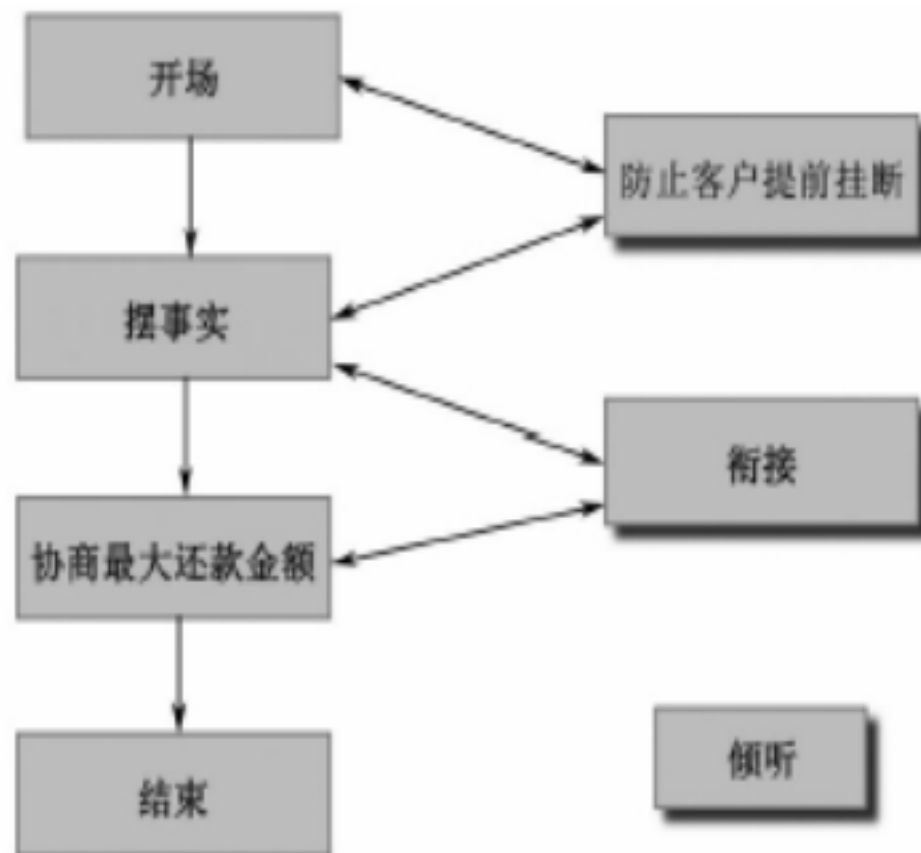
2、催收电话

逾期客户当地时间		客户接通率/%
周日	8:00~9:00	14
周六	8:00~9:00	12
工作日	6:00~21:00	10
工作日	8:00~22:00	8
工作日	10:00~18:00	<5



第十四章 催收技巧及KPI标准

1、生产和转化是有效的管理层分工依据。



第十四章 催收技巧及KPI标准

2、特殊催收任务

- 1) 失联修复服务 (Skip Tracing) 。
- 2) 修改还款条款 (Account Rearrangement Options)

		降低APR还款计划（一年期，逾期天数<120天）					
		5.99%	7.99%	9.99%	12.99%	15.99%	17.99%
1~3期逾期	低风险	所有					
	中等风险	11%~15.99%					
		16%~19.99%					
		20%~24.99%					
		> 24.99%					
	高风险	11%~15.99%					
4~7期逾期	高风险	16%~19.99%					
		20%~24.99%					
		> 24.99%					
	高风险	所有					

不提供

普通催收员有权提供

催收组长及以上级别有权提供

困难程度	还款计划项目	年息	最低还款	还款方式	期限	账户状态	本金变化	本金调整规则	立即核销	加速核销
低	降低年息	最低：9.99% 最高：19.99%	不变	不变	12 个月	正常	无	无	否	否
高	信用辅助	9.99%	1.5%	不变（或由催收员设定固定金额）	6 个月或 12 个月	暂停	无	无	否	否
高	清算还款	0.99%	1.8%	固定	60 个月	废除	无	无	否	是（逾期 150 天以上）
	部分还款	0.99%	1.8%	固定	60 个月	废除	有	不高于余额的 40%	是	是（逾期 150 天以上）

THANKS

谢 谢 聆 听