

阿里云天池牛年读书会

# 智能风控 原理与实战

分享嘉宾：陈旻  
清华大学计算机博士，阿里云MVP

# 天池读书会

TIANCHI 天池



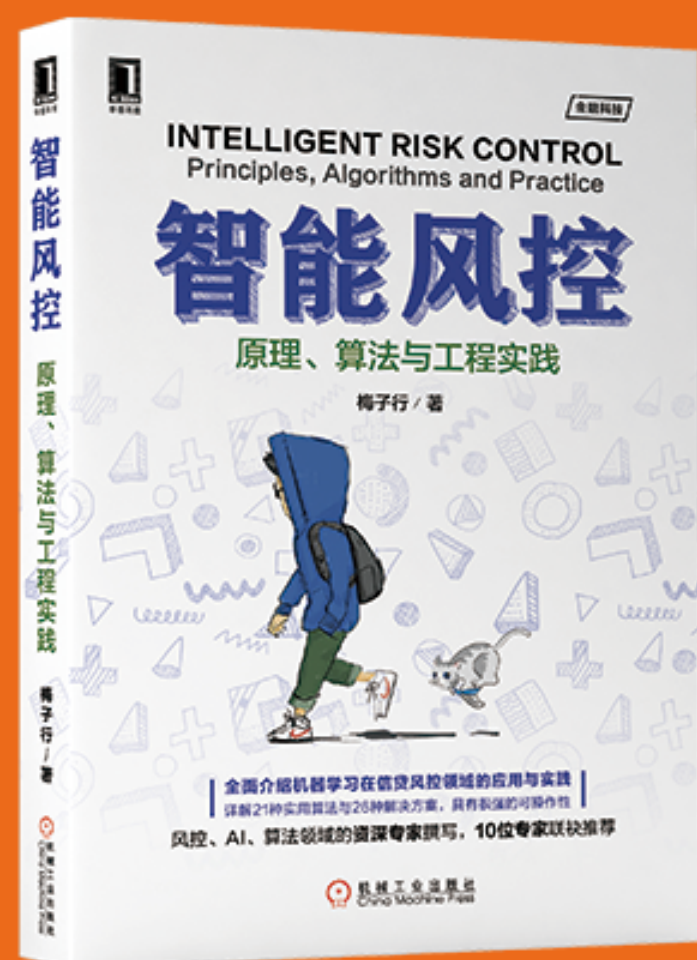
机械工业出版社  
华章公司

《智能风控：原理、算法与工程实践》

基于Python全面介绍了机器学习在信贷风控领域的应用与实践，  
从原理、算法与工程实践3个维度全面展开。

直播嘉宾：陈旻

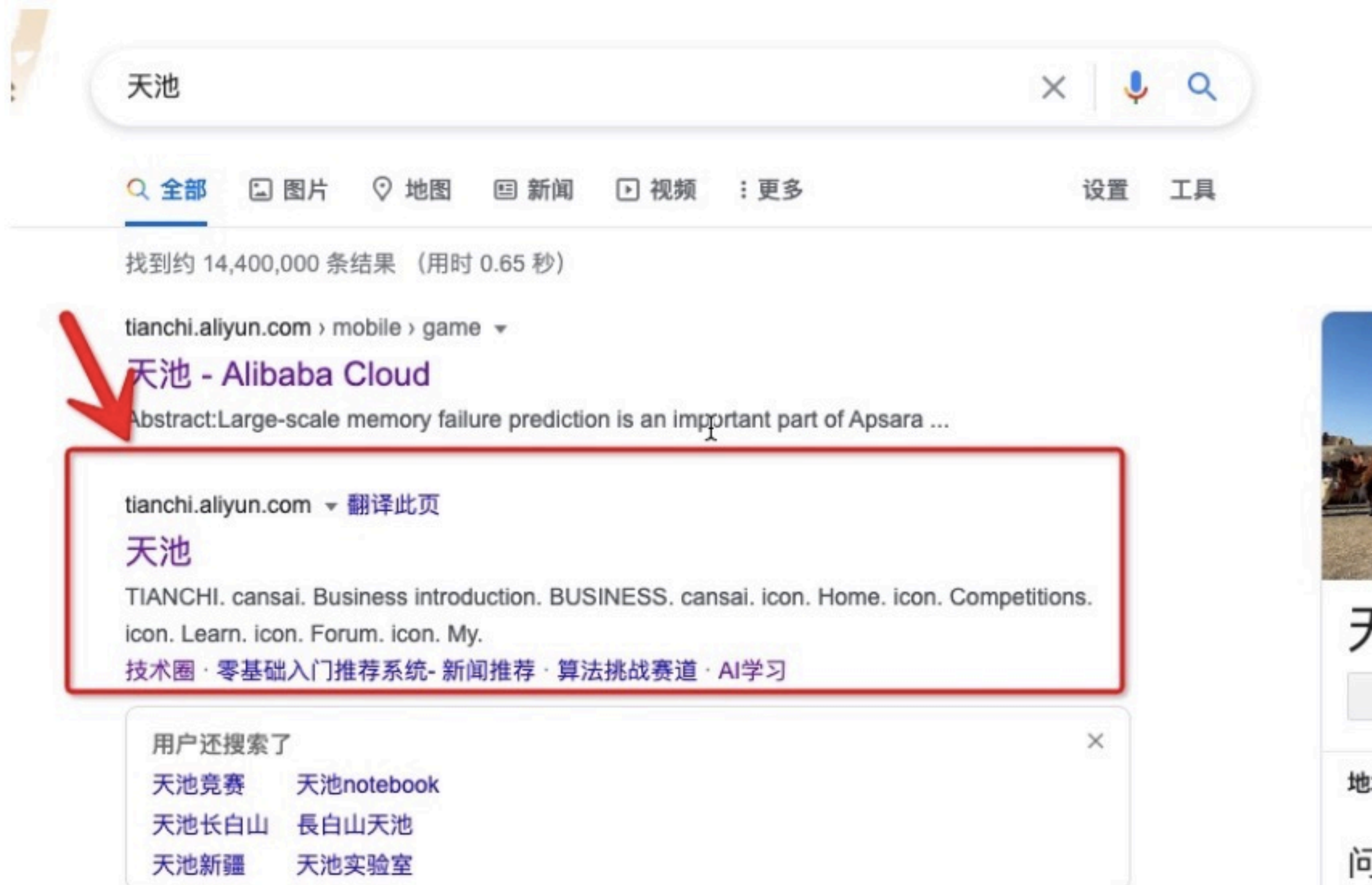
直播时间：4月28日20:00



扫码领取读书会配套学习资源



1) 首先需要进入天池官网，大家打开浏览器，搜索 天池，找到 tianchi.aliyun.com即可访问进入天池官



网；

2) 在天池官网，将鼠标移到 天池学习，即可出现下拉列表，点击 天池读书会，即可进入天池读书会的页面。



3) 在天池读书会页面，你可以对对应的读书会图书进行提问，优秀的提问还有机会获得赠书，还可以点击配套的训练营或者课程资源进入学习，还有点击实践代码获取读书会的项目实践的代码，跟着我一起进行项目实践和代码学习，同时还有很多其他的读书会，大家也可以观看举办过的读书会的回放，或者预约还没开始的读书会。



**陈旸** 阿里云MVP、清华博士

直播主题 《智能风控：原理、算法与工程实践》

直播时间 2021年4月28日 20:00

学习资料 金融风控训练营

实践项目 评分卡建模实战



[🗨️ 提问](#) | [📖 学习训练营](#) | [📍 购买地址](#) | [📄 PPT下载](#) | [👉 实践代码](#) | [🕒 预约直播](#)

1. 分享嘉宾简介
2. 图书简介
3. 项目实践 - 评分卡建模
4. Q&A 答疑

## 分享嘉宾简介

### 和计算机、算法相关

( 10岁，清华计算机博士，NOI，ACM比赛，ACM，IEEE，中国人工智能协会，阿里云MVP，CCF专委 )

### 和培训、企业服务相关

( 专栏付费订阅人数超过4.4万，企业客户包括：腾讯视频，易车，汽车之家，京东，蚂蚁金服，美的，中国银联，中原银行，平安银行，上汽大众等 )

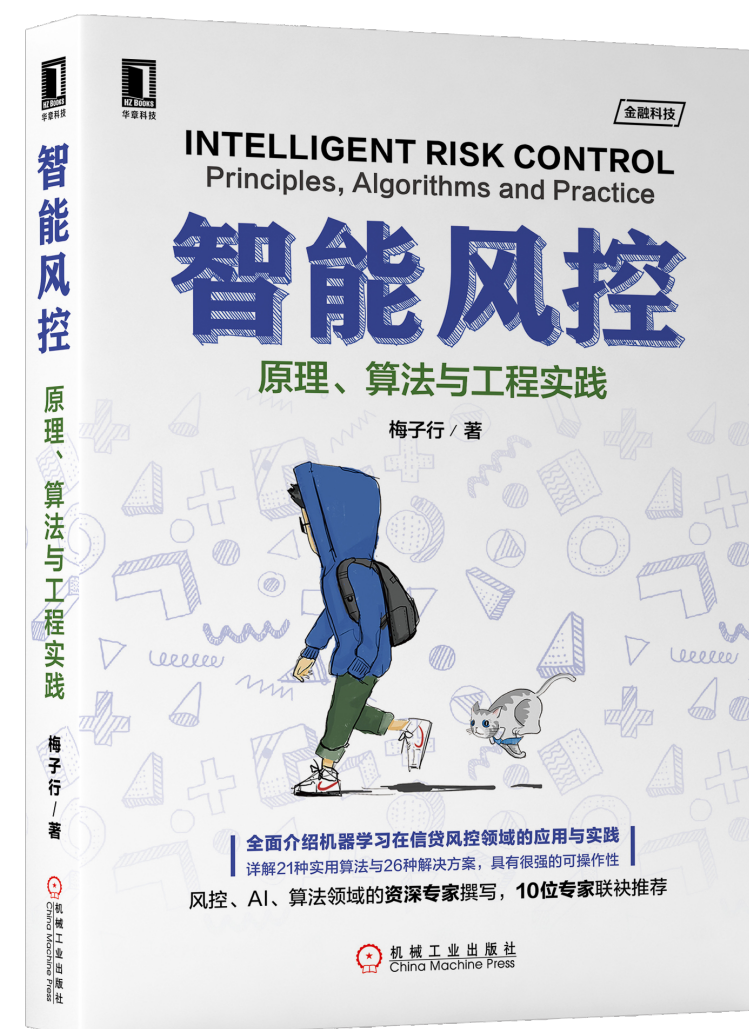


- 第1章 风控建模与规则挖掘 / 1
  - 1.1 信贷与风险 / 1
    - 1.1.1 信贷业务与互联网金融风控体系 / 1
    - 1.1.2 信贷风险与控制 / 4
  - 1.2 工业建模流程 / 5
    - 1.2.1 抽象业务 / 6
    - 1.2.2 定义标签 / 6
    - 1.2.3 样本选取 / 7
    - 1.2.4 特征工程与模型调优 / 9
    - 1.2.5 上线监控与评估报表 / 10
  - 1.3 规则挖掘方案 / 13
  - 1.4 本章小结 / 20

- 第2章 集成模型评分卡 / 21
  - 2.1 特征工程解析 / 21
    - 2.1.1 特征与模型 / 22
    - 2.1.2 信用模型的特征 / 22
  - 2.2 特征衍生方案 / 24
  - 2.3 离散处理 / 27
    - 2.3.1 one-hot编码 / 27
    - 2.3.2 WOE编码 / 28
  - 2.4 迭代特征筛选方案 / 33
  - 2.5 自动化调参 / 38
    - 2.5.1 自动化调参策略 / 38
    - 2.5.2 参数搜索方案 / 39
    - 2.5.3 调参框架搭建 / 40
  - 2.6 递归特征删除方案 / 43
  - 2.7 评分卡制作 / 44
    - 2.7.1 逻辑回归评分卡 / 45
    - 2.7.2 集成模型的评分映射 / 55
    - 2.7.3 针对业务改写评价函数 / 59
  - 2.8 本章小结 / 60

- 第3章 迁移学习与冷启动 / 61
  - 3.1 迁移学习基础 / 61
    - 3.1.1 应用场景 / 62
    - 3.1.2 概念介绍 / 62
  - 3.2 迁移学习方法论 / 63
    - 3.2.1 三类常见算法 / 63
    - 3.2.2 迁移的实现方法 / 64
  - 3.3 少量有标签样本的迁移方案 / 65
    - 3.3.1 TrAdaBoost模型 / 65
    - 3.3.2 跨场景迁移模型 / 67
  - 3.4 无标签样本迁移之JDA / 76
    - 3.4.1 JDA模型 / 76
    - 3.4.2 模型应用 / 79
  - 3.5 无标签样本迁移之DTELM / 80
    - 3.5.1 ELM模型 / 81
    - 3.5.2 DTELM模型 / 82
    - 3.5.3 模型应用 / 84
  - 3.6 迁移样本筛选方案 / 88
    - 3.6.1 背景介绍 / 88
    - 3.6.2 算法框架概览 / 88
    - 3.6.3 搭建融合框架 / 89
  - 3.7 本章小结 / 93

- 第4章 幸存者偏差 / 95
  - 4.1 幸存者偏差的含义 / 95
  - 4.2 增量学习 / 96
  - 4.3 生成对抗网络 / 97
    - 4.3.1 GAN模型介绍 / 98
    - 4.3.2 GAN与幸存者偏差 / 99
  - 4.4 高斯混合模型 / 100
    - 4.4.1 GMM算法原理 / 101
    - 4.4.2 GMM简单应用 / 103
    - 4.4.3 GMM中的概率模型 / 104
    - 4.4.4 GMM样本生成 / 107
  - 4.5 信息准则 / 110
    - 4.5.1 赤池信息准则 / 110
    - 4.5.2 贝叶斯信息准则 / 111
    - 4.5.3 AIC与BIC比较 / 111
  - 4.6 本章小结 / 112





## 第5章 不均衡学习 / 113

5.1 样本不均衡 / 113

5.2 代价敏感加权方案 / 114

5.3 插值过采样方案 / 115

5.3.1 SMOTE算法 / 115

5.3.2 过采样算法实践 / 116

5.4 半监督学习方案 / 121

5.4.1 前提假设 / 122

5.4.2 S3VM / 122

5.4.3 LP / 127

5.5 本章小结 / 130

## 第6章 异常检测 / 132

6.1 离群点与欺诈检测 / 133

6.2 z-score检验 / 134

6.3 LOF异常检测法 / 134

6.3.1 原理与算法流程 / 135

6.3.2 LOF样本清洗方案 / 137

6.4 IF异常检测法 / 139

6.4.1 原理与算法流程 / 139

6.4.2 PreA模型与冷启动 / 141

6.5 本章小结 / 144

## 第7章 模型优化 / 145

7.1 多损失函数分段预测 / 145

7.1.1 两种损失函数 / 146

7.1.2 融合流程 / 146

7.2 树模型特征衍生 / 149

7.2.1 GBDT离散化 / 149

7.2.2 融合方案详解 / 150

7.2.3 特征衍生细节 / 151

7.2.4 案例 / 151

7.3 时间序列建模 / 160

7.3.1 RNN / 160

7.3.2 LSTM / 163

7.3.3 门控结构 / 164

7.3.4 LSTM行为评分卡案例 / 166

7.4 高维稀疏数据建模 / 170

7.4.1 算法原理 / 171

7.4.2 算法应用 / 172

7.5 模型融合 / 173

7.5.1 模型融合基础 / 173

7.5.2 模型筛选 / 174

7.5.3 业务应用方案 / 181

7.6 本章小结 / 183

## 第8章 知识图谱 / 184

8.1 复杂网络基础 / 184

8.2 中心度与相似性 / 187

8.3 节点分类 / 193

8.3.1 朴素节点分类 / 193

8.3.2 邻节点加权投票 / 195

8.3.3 一致性标签传播 / 197

8.4 社区发现算法 / 200

8.4.1 基础概念 / 200

8.4.2 Girvan-Newman算法 / 201

8.4.3 Louvain算法 / 202

8.4.4 社区评估 / 204

8.5 网络表示学习 / 206

8.5.1 矩阵分解 / 207

8.5.2 节点嵌入 / 210

8.6 图卷积神经网络 / 215

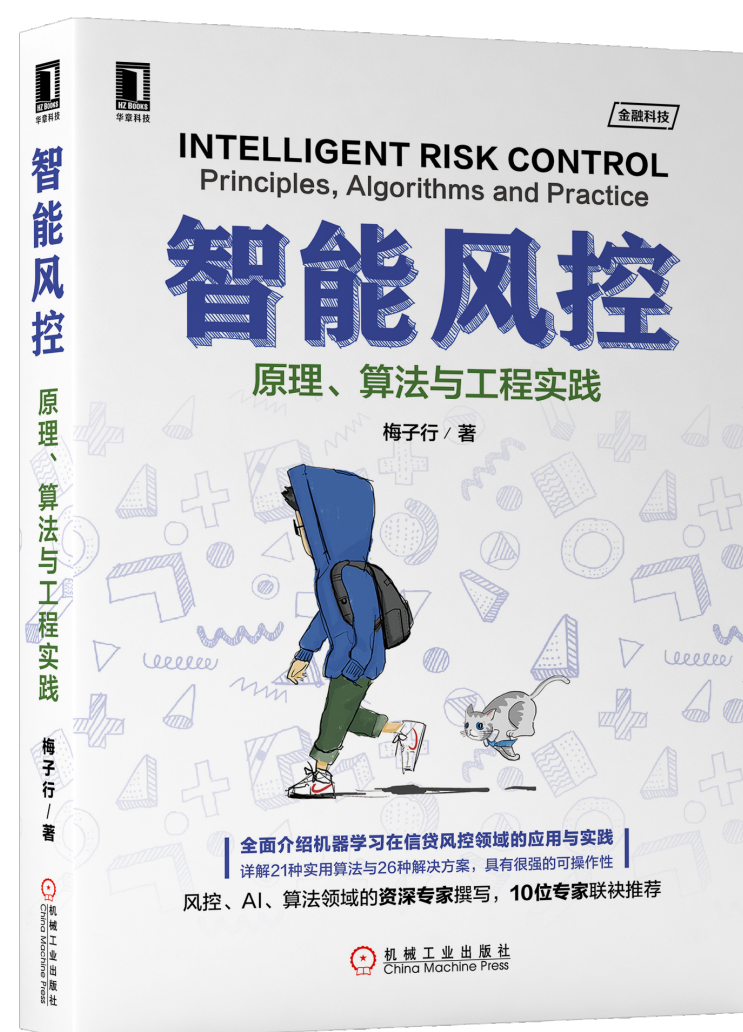
8.6.1 卷积神经网络 / 215

8.6.2 傅里叶变换 / 217

8.6.3 拉普拉斯算子 / 219

8.6.4 GCN中的图卷积 / 221

8.7 本章小结 / 225



- Thinking : behind the theory, original from the real problem
- Action : solve problems by tools, present the results

## >> 今天的学习目标

# 智能风控

- 信贷风控体系
- 评分卡模型开发步骤
- **WOE**编码原理
- 如何通过**IV**进行特征筛选
- 变量分箱的方法
- **Project**: 基于评分卡的风控模型开发

# 智能风控

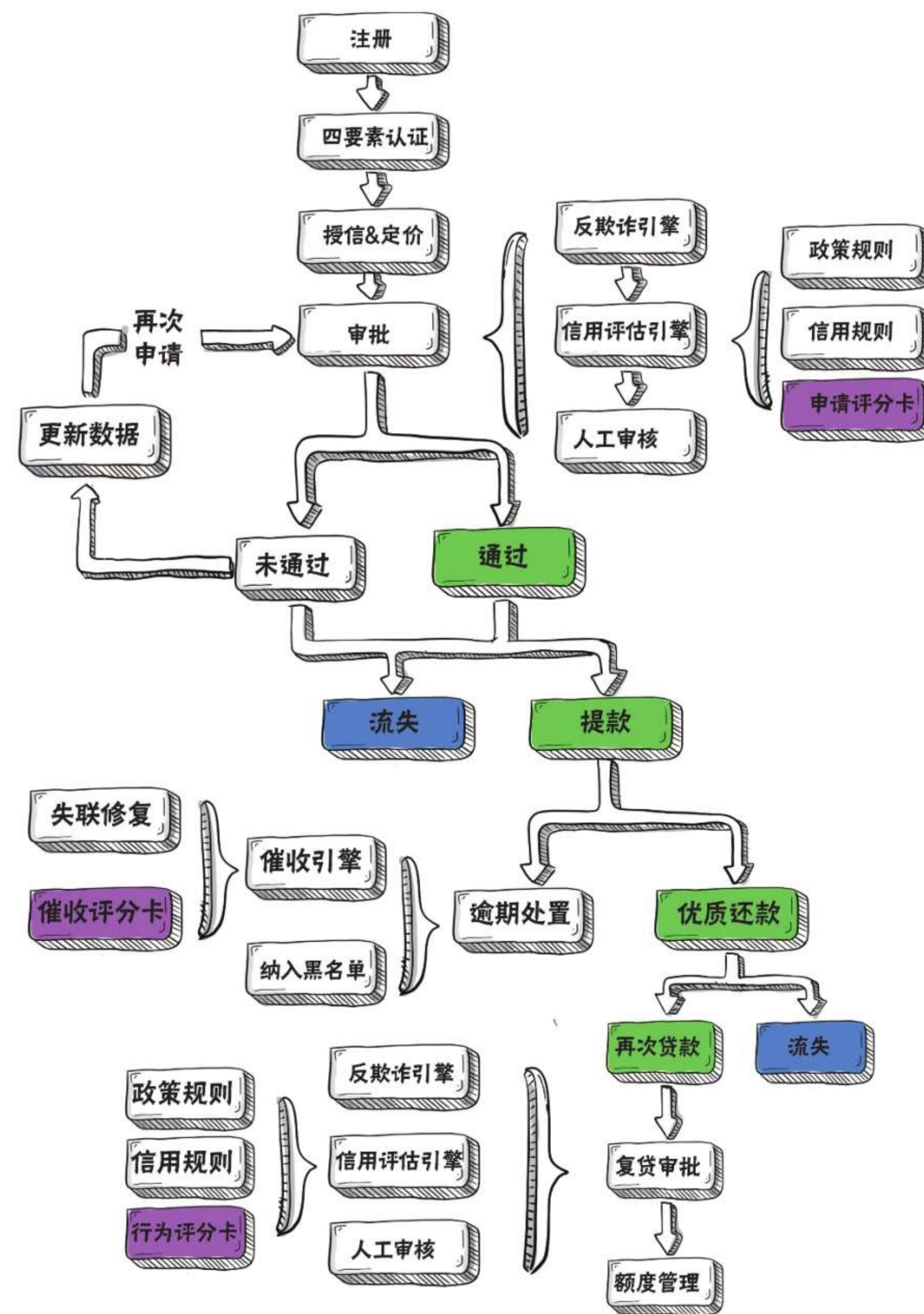
# 信贷风控体系

Thinking: 首次贷款, 都需要哪些流程?

申请 (比如APP)、四要素验证 (身份证, 姓名, 手机号, 银行卡号)、授信&额度利率定价, 多层审批, 用户提款等

不符合申请资质的用户, 在多个环节都有可能被拒绝

还款后再次贷款的复贷用户, 平台通常会给予更好的信用评估, 并根据历史还款调整额度管理



# 信贷风控体系

Thinking: 首次贷款, 审批过程都需要经历哪些?

1) 反欺诈引擎

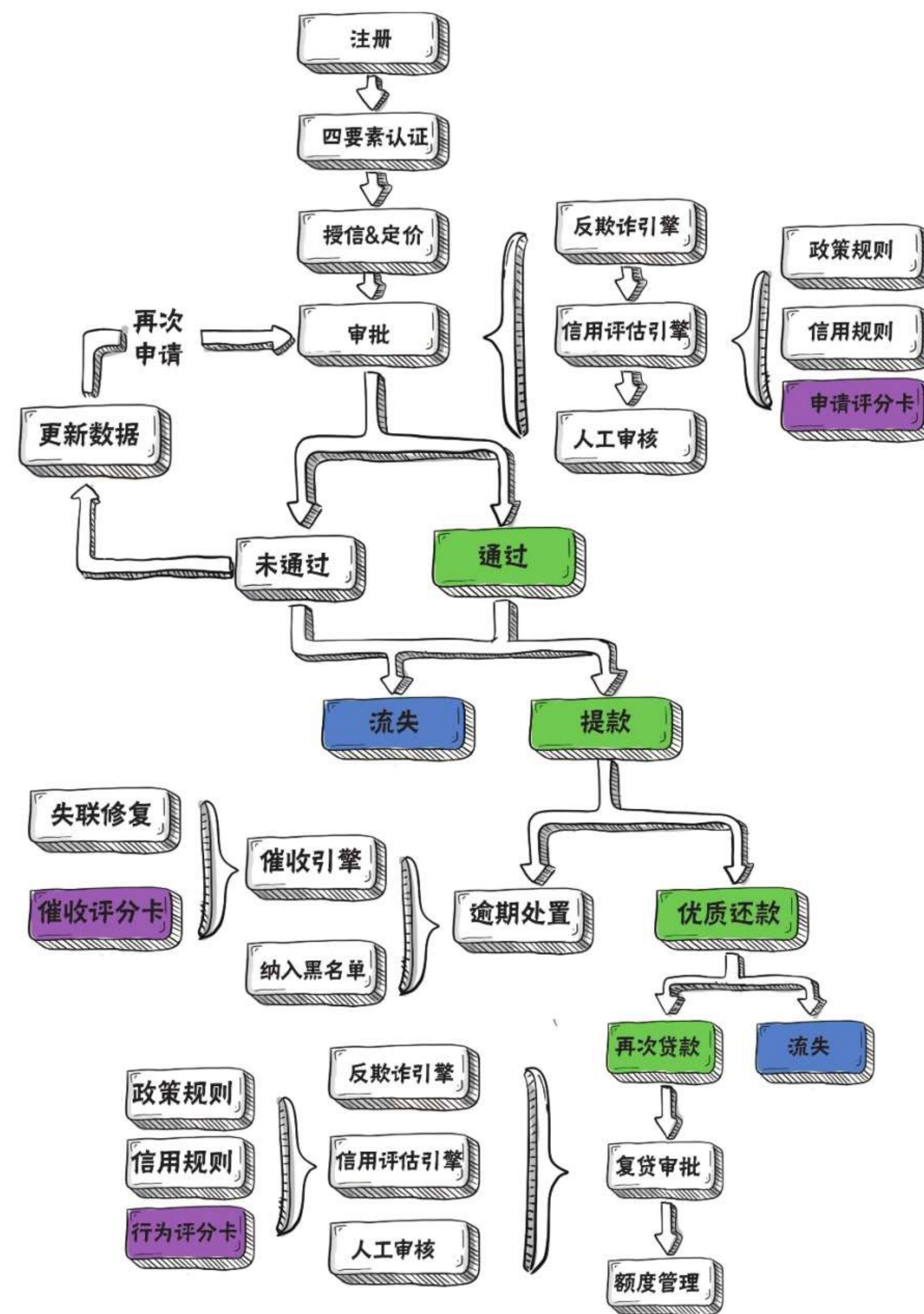
2) 信用评估引擎

A 政策规则筛选, 比如用户年龄, 身份是否满足法定贷款要求

B 信用规则筛选, 由风险分析方法得到相应的策略规则

C 评分卡评分, 用户授信的主要依据, 根据用户的数据 (行内数据, 征信数据), 对未来还款情况进行预测

3) 人工审核



信贷领域的两个重要系统：

- 1) 信用评分系统
- 2) 欺诈检测系统

对借款人的目的是否正当进行判断

金融机构一天的贷款申请可以高达几万笔，智能风控可以同时处理几十万甚至更多的带看看请求，并给出更加合理的信用评分



## 流失召回系统：

审批通过的客户中，有些客户没有提款导致流失，可以针对他们进行召回

针对优质客户（历史还款行为好）流失召回需要重点关注

## 催收系统：

用户提款后，没有在约定时间内还款 => 产生逾期

催收评分卡预测用户的催收处理难度，将用户划分为平台催收和外部第三方催收

通常平台自有的催收系统催回率高，第三方催回率低，而且需要支付费用

## 失联客户：

需要根据关系网络找到多度联系人，有些平台不具有社交数据，会选择使用第三方的失联补全服务



风控系统



评分卡模型：

- 评分卡模型是常用的金融风控手段之一

风控，就是风险控制，我们采取各种措施和方法，减少风险发生的可能性，或风险发生时造成的损失

- 根据客户的各种属性和行为数据，利用信用评分模型，对客户的信息用进行评分，从而决定是否给予授信，授信的额度和利率，减少在金融交易中存在的交易风险

- 按照不同的业务阶段，可以划分为三种：

贷前：申请评分卡（Application score card），称为A卡

贷中：行为评分卡（Behavior score card），称为B卡

贷后：催收评分卡（Collection score card），称为C卡

Thinking: A卡B卡C卡的数据源有何区别?

1) 外部征信数据是A卡中用户的主要数据

2) 对于复贷用户，已经有了历史平台表现，所以B卡通常不会再次查询用户的外部数据，而是利用历史平台表现 => 节省成本

3) C卡不会再次查询用户外部征信数据，主要利用历史贷款过程中，催收人员记录的用户表现作为主要数据

# 评分卡模型

评分卡模型：

- 客户评分 = 基准分 + 年龄评分 + 性别评分 + 婚姻状况评分 + 学历评分 + 贷款申请次数

Thinking: 某客户年龄为27岁，性别为男，婚姻状况为已婚，学历为本科，贷款申请次数为1次，那么他的评分=？

$650$  (基准分) +  $8$ (年龄评分) +  $4$ (性别评分) +  $8$ (婚姻评分) +  $12$ (学历评分) +  $13$ (贷款申请次数) =  $695$

Thinking: 评分卡的最高分和最低分是多少？

最低分： $650 - 8 - 2 - 3 + 1 - 8 = 630$

最高分： $650 + 13 + 4 + 8 + 12 + 13 = 700$

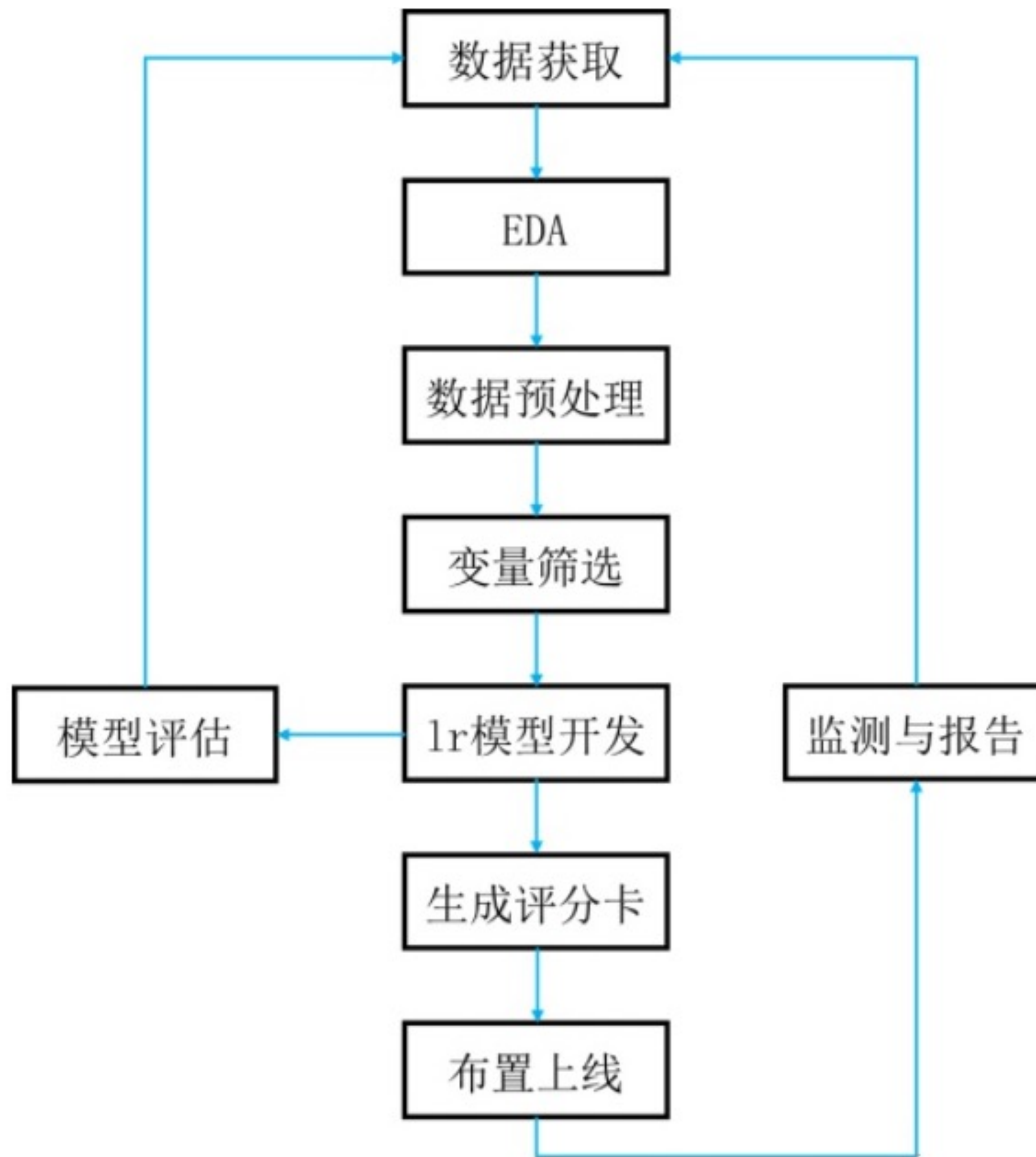
变量名称	变量范围	得分
基准分	-	650
年龄	age<18	-8
	18<=age<25	-2
	25<=age<35	8
	35<=age<55	13
	55<=age	5
性别	男	4
	女	2
	未知	-2
婚姻状况	已婚	8
	未婚	-2
	未知	-3
学历	本科及以上	12
	大专	8
	其他	1
贷款申请次数 (二代征信)	>3次	-8
	=3次	0
	=2次	5
	<=1次	13

评分卡模型：

- 评分卡模型使用的字段属性通常不超过30个，但是可以使用的属性有很多，如何挑选这些字段？
- 评分卡模型是基于每个字段的分段进行的评分，那么该如何对这些字段进行有效的分段及评分？

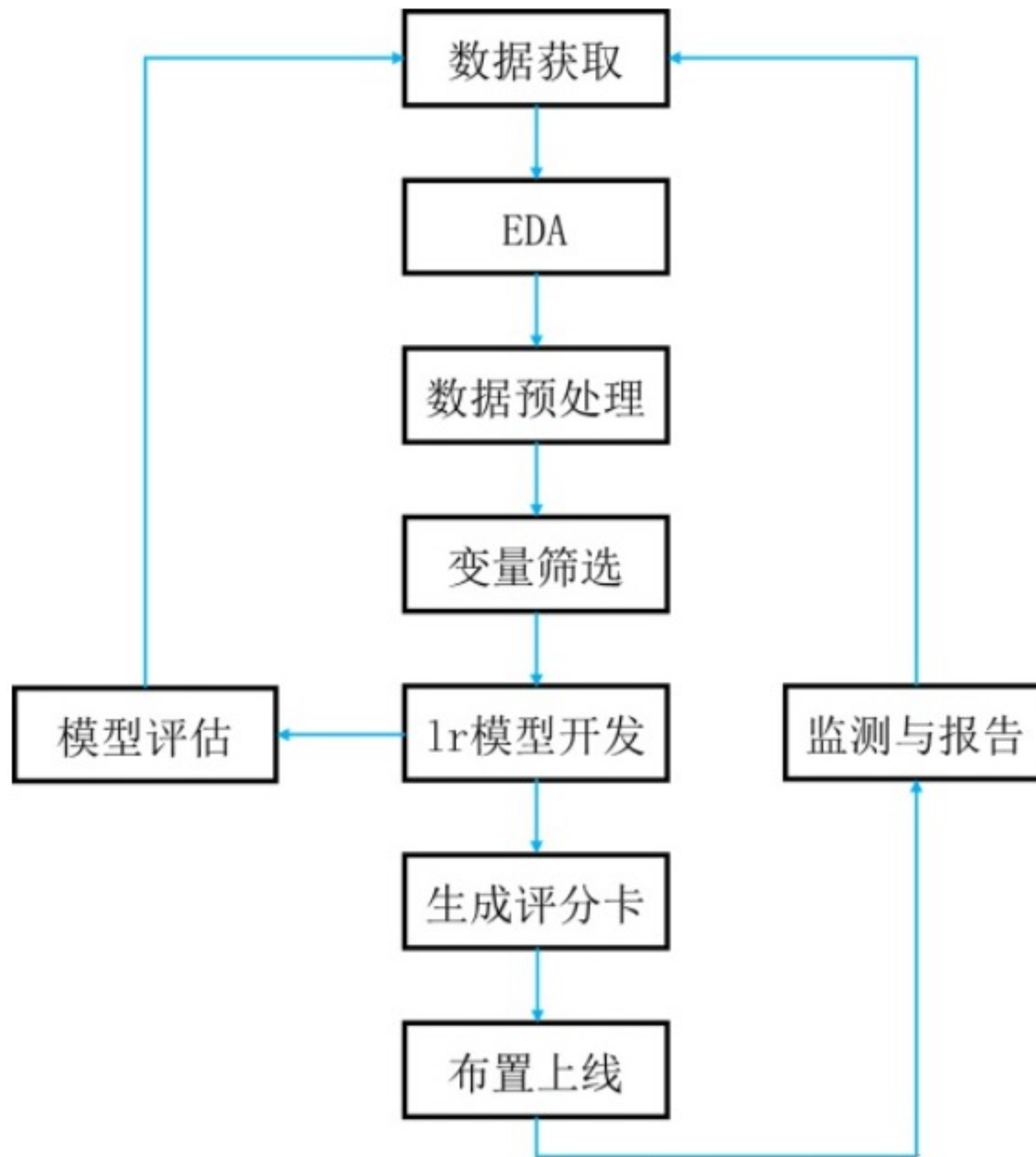
评分卡模型开发步骤:

- Step1, 数据获取, 包括获取存量客户及潜在客户的数据  
存量客户, 已开展融资业务的客户, 包括个人客户和机构客户;  
潜在客户, 将要开展业务的客户
- Step2, EDA, 获取样本整体情况, 进行直方图、箱形图可视化
- Step3, 数据预处理, 包括数据清洗、缺失值处理、异常值处理
- Step4, 变量筛选, 通过统计学的方法, 筛选出对违约状态影响最显著的指标。主要有单变量特征选择和基于机器学习的方法



评分卡模型开发步骤:

- Step5, 模型开发, 包括变量分段、变量的WOE (证据权重) 变换和逻辑回归估算三个部分
- Step6, 模型评估, 评估模型的区分能力、预测能力、稳定性, 并形成模型评估报告, 得出模型是否可以使用的结论
- Step7, 生成评分卡 (信用评分), 根据逻辑回归的系数和WOE等确定信用评分的方法, 将Logistic模型转换为标准评分的形式
- Step8, 建立评分系统 (布置上线), 根据生成的评分卡, 建立自动信用评分系统



WOE编码:

- Weight of Evidence, 证据权重
- 是自变量的一种编码, 常用于特征变换用来衡量自变量与因变量的相关性

$$woe_i = \ln\left(\frac{\text{Event}\%}{\text{Not Event}\%}\right) = \ln\left(\frac{\#B_i/\#B_T}{\#G_i/\#G_T}\right)$$

B代表风险客户, G代表正常客户

对于某一变量某一分组的WOE, 衡量了这组里面的好坏客户的占比与整体样本好坏样本占比的差异

Thinking: 对于二分类问题共100条记录, 一个自变量只有两个值 value1, value2, 如何计算value1, value2对应的woe1, woe2?

value1有50条记录, 其中40条对应label 1, 另外10条对应label 0  
value2有50条记录, 其中25条对应label 1, 另外25条对应label 0

记录value	Label=1 个数	Label=0 个数	Label=1 的比率	Label=0 的比率	Woe
Value1	40	10	40/(40+25)=62%	10/(10+25)=28%	Ln(62%/28%)=ln(2.2)=0.79
Value2	25	25	25/(40+25)=38%	25/(10+25)=72%	Ln(38%/72%)=ln(0.52)=-0.64

Thinking: WOE差异越大, 对风险区分能力=?

差异越大, 对风险区分越明显

WOE计算:

- 对于连续型变量，分成N个bins
- 对于分类型变量保持类别group不变
- 计算每个bin or group中event和non-event的百分比

$$woe_i = \ln\left(\frac{\text{Event}\%}{\text{Not Event}\%}\right) = \ln\left(\frac{\#B_i/\#B_T}{\#G_i/\#G_T}\right)$$

WOE的作用:

- 可以将连续型变量转化为woe的分类变量
- 可以对相似的bin或group进行合并 (woe相似)

计算woe需要注意:

- 每个bin or group记录不能过少，至少有5%的记录
- 不要用过多的bin or group，会导致不稳定性
- 对bin or group中全为0或者1的特列，用修正的woe

$$WOE_i = \ln\left(\frac{Bad_i + 0.5}{Good_i + 0.5}\right) / \left(\frac{Bad_T}{Good_T}\right) \quad \text{防止分母为0的情况}$$

IV (Information Value) :

- woe只考虑了风险区分的能力, 没有考虑能区分的用户有多少
- IV衡量一个变量的风险区分能力, 即衡量各变量对y的预测能力, 用于筛选变量

$$IV_i = (Event\% - Not\ Event\%) * \ln\left(\frac{Event\%}{Not\ Event\%}\right)$$
$$= \left(\frac{\#B_i}{\#B_T} - \frac{\#G_i}{\#G_T}\right) * \ln\left(\frac{\#B_i/\#B_T}{\#G_i/\#G_T}\right)$$

IV的计算  $\sum_{k=0}^n IV_k$  可以认为是WOE的加权和

IV是与WOE密切相关的一个指标, 在应用实践中, 评价标准可参考如下:

IV范围	变量评估 (预测效果)
小于0.02	几乎没有
0.02~0.1	弱
0.1~0.3	中等
0.3~0.5	强
大于0.5	难以置信, 需要确认

**Thinking:** 怎样使用IV值进行特征变量的筛选?

比如筛选掉IV < 0.1的变量, 因为该特征对于y的预测能力很弱



WOE和IV计算步骤:

- Step1, 对于连续型变量, 进行分箱 (binning) , 可以选择等频、等距, 或者自定义间隔, 对于离散型变量, 如果分箱太多, 则进行分箱合并
- Step2, 统计每个分箱里的好人数(bin\_goods)和坏人数(bin\_bads)
- Step3, 分别除以总的好人数(total\_goods)和坏人数(total\_bads), 得到每个分箱内的边际好人占比margin\_good\_rate和边际坏人比margin\_bad\_rate
- Step4, 计算每个分箱的WOE

$$WOE = \ln \left( \frac{\text{margin\_badrate}}{\text{margin\_goodrate}} \right)$$

- Step6, 计算每个分箱里的IV, 最终求和, 即得到最终的IV

# 评分卡模型

Thinking: 如何计算每个bucket中的WOE和IV?

$$\text{margin\_bad\_rate} = \text{bad}/\text{total\_bads}$$

$$\text{WOE} = \ln(\text{margin\_bad\_rate}/\text{margin\_good\_rate})$$

$$\text{margin\_good\_rate} = \text{good}/\text{total\_goods}$$

$$\text{IV} = (\text{bad}/\text{total\_bads} - \text{good}/\text{total\_goods}) * \text{WOE}$$

bucket	min_score	max_score	obs	bad	good	bad_rate	good_rate	margin_bad_rate	margin_good_rate	odds (bad/good)	woe	IV
1	0	18	1390	70	1320							
2	18	23	1070	33	1037							
3	23	28	1162	20	1142							
4	28	34	1162	15	1147							
5	34	44	1212	12	1200							
6	44	100	1153	9	1144							
7	null	null	1775	17	1758							
总计	0	100	8924	176	8748							

# 评分卡模型

计算每个分箱里的WOE和IV

bucket	min_score	max_score	obs	bad	good	bad_rate	good_rate	margin_bad_rate	margin_good_rate	odds (bad/good)	woe	IV
1	0	18	1390	70	1320	5.04%	94.96%	39.77%	15.09%	0.053030303	0.969204613	0.239234241
2	18	23	1070	33	1037	3.08%	96.92%	18.75%	11.85%	0.031822565	0.45851674	0.031618681
3	23	28	1162	20	1142	1.72%	98.28%	11.36%	13.05%	0.017513135	-0.13870773	0.002345237
4	28	34	1162	15	1147	1.29%	98.71%	8.52%	13.11%	0.013077594	-0.430758529	0.019766824
5	34	44	1212	12	1200	0.99%	99.01%	6.82%	13.72%	0.01	-0.699073799	0.048230774
6	44	100	1153	9	1144	0.78%	99.22%	5.11%	13.08%	0.007867133	-0.938965208	0.074775794
7	null	null	1775	17	1758	0.96%	99.04%	9.66%	20.10%	0.00967008	-0.732622347	0.076463289
总计	0	100	8924	176	8748	1.97%	98.03%	100.00%	100.00%	0.020118884	0	0.492434842

# 评分卡模型

WOE编码计算:

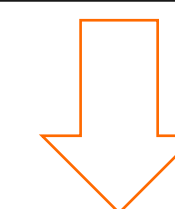
• 假设, 我们对Age字段, 计算相关的woe

Step1, 首先对每个level进行分层统计

Step2, 计算每层的好坏占比

Step3, 通过好坏占比 => 计算WOE

Age	bad (Y=1)	good (Y=0)
Age1 (0-10)	50	200
Age2 (10-18)	20	200
Age3 (18-35)	5	200
Age4 (35-50)	15	200
Age5 (>50)	10	200
Total	100	1000



Age	bad (Y=1)	good (Y=0)	bad%	good%	woe= $\ln(\text{bad\%/good\%})$
Age1 (0-10)	50	200	50%	20%	$\ln(50\%/20\%)$
Age2 (10-18)	20	200	20%	20%	$\ln(20\%/20\%)$
Age3 (18-35)	5	200	5%	20%	$\ln(5\%/20\%)$
Age4 (35-50)	15	200	15%	20%	$\ln(15\%/20\%)$
Age5 (>50)	10	200	10%	20%	$\ln(10\%/20\%)$
Total	100	1000	1	1	

# Project: 基于评分卡的风控模型开发

TIANCHI天池

Project: 基于评分卡的风控模型开发

• 数据集GiveMeSomeCredit, 15万样本数据

<https://tianchi.aliyun.com/dataset/dataDetail?dataId=99161>

— 基本属性: 包括了借款人当时的年龄

— 偿债能力: 包括了借款人的月收入、负债比率

— 信用往来: 两年内35-59天逾期次数、两年内60-89天逾期次数、两年内90天或高于90天逾期的次数

— 财产状况: 包括了开放式信贷和贷款数量、不动产贷款或额度数量。

— 其他因素: 包括了借款人的家属数量

— 时间窗口: 自变量的观察窗口为过去两年, 因变量表现窗口为未来两年

字段	说明	类型
SeriousDlqin2yrs	90天以上逾期的人, 未来2年违约	Y/N
Age	年龄	整数
RevolvingUtilizationOfUnsecuredLines	除房地产和汽车贷款等无分期付款债务外, 信用卡和个人信用额度的总余额除以信贷限额	百分比
DebtRatio	债务比(每月偿还的债务, 赡养费, 生活费除以每月的总收入)	百分比
MonthlyIncome	每月收入	实数
NumberOfOpenCreditLinesAndLoans	公开贷款(如汽车贷款或抵押贷款)和信用额度(如信用卡)的数量	整数
NumberRealEstateLoansOrLines	抵押贷款和房地产贷款的额度(包括房屋净值信贷)	整数
NumberOfTime30-59DaysPastDueNotWorse	借款人逾期30-59天的次数, 但在过去两年没有更糟	整数
NumberOfTime60-89DaysPastDueNotWorse	借款人逾期60-89天的次数, 但在过去两年没有更糟	整数
NumberOfTimes90DaysLate	借款人逾期90天(或以上)的次数	整数
NumberOfDependents	除自己(配偶、子女等)以外的家庭受养人人数	整数

阿里云 | TIANCHI天池 机械工业出版社 华章公司

## 天池读书会

### 智能风控原理与实战

分享嘉宾：陈旻 阿里云MVP  
直播时间：4月28日 晚8点  
直播通道：@B站阿里达摩院扫地僧 @天池读书会



扫码观看直播

在传统领域，风险管理还有很多地方完全依赖于从业者的经验积累和主观判断，随着AI技术的普及，Risk Control正在变得更加准确和高效

- 01 如何构造风控模型，并建立评分卡的可解释性
- 02 如何针对样本的不均衡，进行建模优化
- 03 如何降低幸存者偏差在风控中的影响
- 04 如何针对离群点进行异常估值检测

如何通过数据提供Risk Control的决策支持  
陈旻博士将带来AI风控领域的原理与实战经验分享

大家可以使用手机扫左侧二维码，或者电脑访问下方地址进入天池读书会页面，点击今天读书会中的 **实践代码** 和我一起进行项目实践学习，天池为大家准备好了代码和运行环境，非常方便。

<https://tianchi.aliyun.com/specials/promotion/activity/bookclub>



**陈旻** 阿里云MVP、清华博士

直播主题 《智能风控：原理、算法与工程实践》

直播时间 2021年4月28日 20:00

学习资料 金融风控训练营

实践项目 评分卡建模实战

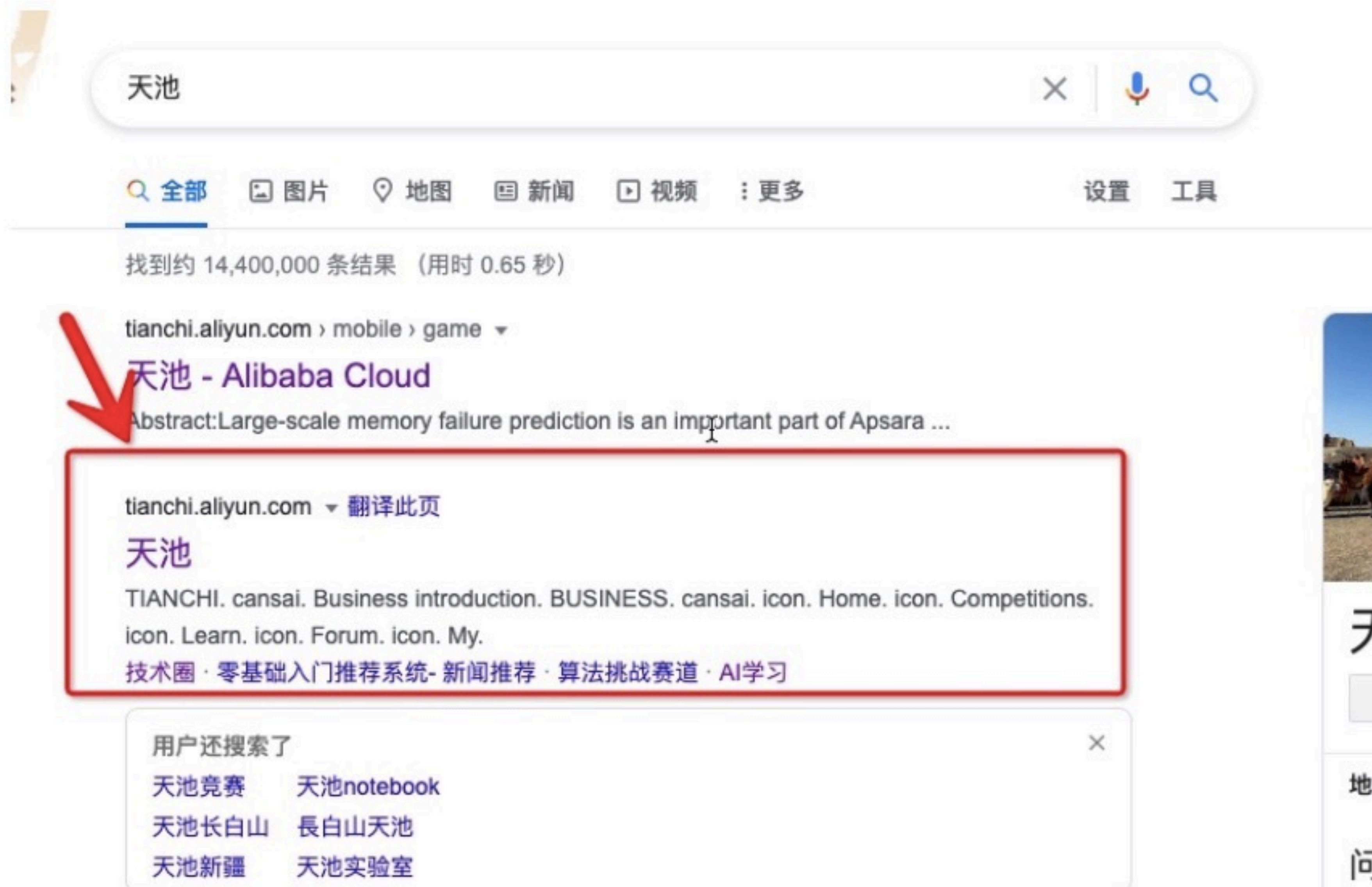


[提问](#) | [学习训练营](#) | [购买地址](#) | [PPT下载](#) | [实践代码](#) | [预约直播](#)

及回放查看地

# Q&A

1) 首先需要进入天池官网，大家打开浏览器，搜索 天池，找到 tianchi.aliyun.com即可访问进入天池官





2) 在天池官网，将鼠标移到 天池学习，即可出现下拉列表，点击 天池读书会，即可进入天池读书会的页面。



3) 在天池读书会页面，你可以对对应的读书会图书进行提问，优秀的提问还有机会获得赠书，还可以点击配套的训练营或者课程资源进入学习，还有点击实践代码获取读书会的项目实践的代码，跟着我一起进行项目实践和代码学习，同时还有很多其他的读书会，大家也可以观看举办过的读书会的回放，或者预约还没开始的读书会。



**陈旸** 阿里云MVP、清华博士

直播主题 《智能风控：原理、算法与工程实践》

直播时间 2021年4月28日 20:00

学习资料 金融风控训练营

实践项目 评分卡建模实战



[🗨️ 提问](#) | [📖 学习训练营](#) | [📍 购买地址](#) | [📄 PPT下载](#) | [👉 实践代码](#) | [🕒 预约直播](#)

# Thank You

## Using data to solve problems