

# 法律声明

---

□ 本课件包括：演示文稿，示例，代码，题库，视频和声音等，小象学院拥有完全知识产权的权利；只限于善意学习者在本课程使用，不得在课程范围外向任何第三方散播。任何其他人或机构不得盗版、复制、仿造其中的创意，我们将保留一切通过法律手段追究违反者的权利。

□ 课程详情请咨询

■ 微信公众号：大数据分析挖掘

■ 新浪微博：ChinaHadoop



---

# 申请评分卡中的数据预处理和特征衍生（II）

# 目录

---

## 分箱的注意点(续)

特征信息度的计算和意义

单变量分析

多变量分析

# 分箱的注意点(续)

---

## □ 分箱的注意点(续)

对于连续型变量,

- 使用ChiMerge进行分箱(默认分成5个箱)
- 检查分箱后的bad rate单调性; 倘若不满足, 需要进行相邻两箱的合并, 直到bad rate为止
- 上述过程是收敛的, 因为当箱数为2时, bad rate自然单调
- 分箱必须覆盖所有训练样本外可能存在的值!

---

## □ 分箱的注意点(续)

对于类别型变量,

- 当类别数较少时, 原则上不需要分箱
- 当某个或者几个类别的bad rate为0时, 需要和最小的非0bad rate的箱进行合并
- 当该变量可以完全区分目标变量时, 需要认真检查该变量的合理性
- 例如: “该申请者在本机构历史信用行为”把容群的好坏样本完全区分时, 需要检查该变量的合理性(有可能是事后变量)

# 目录

---

分箱的注意点(续)

**特征信息度的计算和意义**

单变量分析

多变量分析

# 特征信息度的计算和意义

## □ 特征信息度

IV(Information Value), 衡量特征包含预测变量浓度的一种指标

	Good	Bad	Good% (1)	Bad% (2)	WOE Log(1/2)	IV (1-2)*WOE
Group 1	$G_1$	$B_1$	$G_1/G$	$B_1/B$	$\log\left(\frac{G_1/G}{B_1/B}\right)$	$(G_1/G - B_1/B) * \log\left(\frac{G_1/G}{B_1/B}\right)$
Group 2	$G_2$	$B_2$	$G_2/G$	$B_2/B$	$\log\left(\frac{G_2/G}{B_2/B}\right)$	$(G_2/G - B_2/B) * \log\left(\frac{G_2/G}{B_2/B}\right)$
...						
Group N	$G_N$	$B_N$	$G_N/G$	$B_N/B$	$\log\left(\frac{G_N/G}{B_N/B}\right)$	$(G_N/G - B_N/B) * \log\left(\frac{G_N/G}{B_N/B}\right)$
Total	$G = \sum G_i$	$B = \sum B_i$				$\sum \left(\frac{G_i}{G} - \frac{B_i}{B}\right) \times \log\left(\frac{G_i/G}{B_i/B}\right)$

# 特征信息度的计算和意义

## □ 特征信息度的解构

$$IV_i = (G_i - B_i) \times \log\left(\frac{G_i}{B_i}\right) = (G_i - B_i) \times WOE_i$$

其中,  $G_i$ ,  $B_i$  代表箱  $i$  中好坏样本占全体好坏样本的比例

WOE: 衡量两类样本分布的差异性

$(G_i - B_i)$ : 衡量差异的重要性

例如:  $G_1 = 0.2, B_1 = 0.1$  与  $G_2 = 0.02, B_2 = 0.01$

$$WOE_1 = WOE_2 = \log(2)$$

$$IV_1 = (0.2 - 0.1) \times \log(2) = 0.1 \times \log(2)$$

$$IV_2 = (0.02 - 0.01) \times \log(2) = 0.01 \times \log(2)$$

# 特征信息度的计算和意义

---

## □ 特征信息度的作用

### 挑选变量

- 非负指标
- 高IV表示该特征和目标变量的关联度高
- 目标变量只能是二分类
- 过高的IV，可能有潜在的风险
- 特征分箱越细，IV越高
- 常用的阈值：

$\leq 0.02$ : 没有预测性，不可用

0.02 to 0.1: 弱预测性

0.1 to 0.2: 有一定的预测性

0.2 +: 高预测性

# 目录

---

分箱的注意点(续)

特征信息度的计算和意义

**单变量分析**

多变量分析

# 信用风险中的单变量分析

---

## □ 多类别离散变量和连续变量的分箱的注意点

### 多类别离散变量

- 以bad rate代替原有值，转化成连续型变量再分箱
- 例：UserInfo\_2，原始值有327个城市，分箱后有5个组别

### 连续型变量

- 把特殊值单独化为一组
- ThirdParty\_Info\_Period4\_1:  $-1 \cup [0, 1506]$
- $-1$ 单独分为一组

# 信用风险中的单变量分析

---

## □ 单变量分析

以分箱后的WOE为值

一、用IV检验有效性

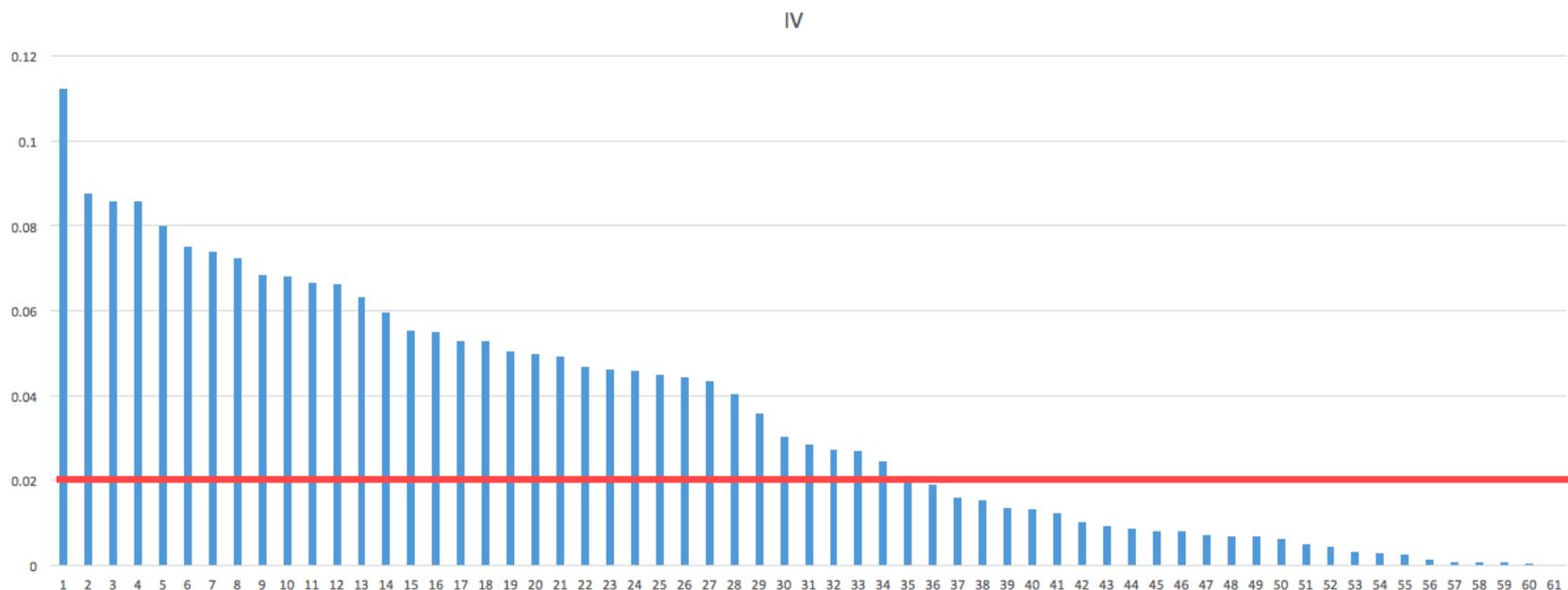
二、连续变量bad rate的单调性(可以放宽到U型)

三、单一区间的占比不宜过高

# 信用风险中的单变量分析

## □ IV 分布

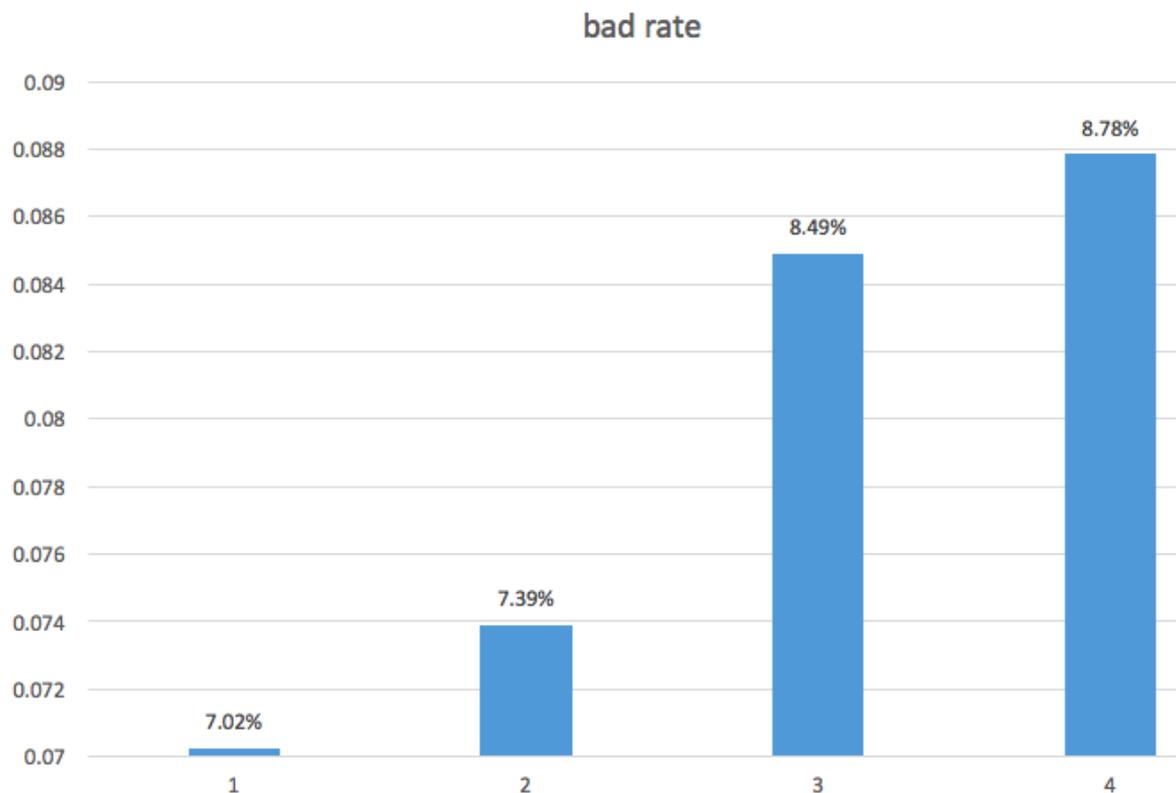
随机挑选的60个变量的IV值(分箱后)



# 信用风险中的单变量分析

## □ 连续变量bad rate单调性

以分箱后的‘ThirdParty\_Info\_Period2\_7’为例

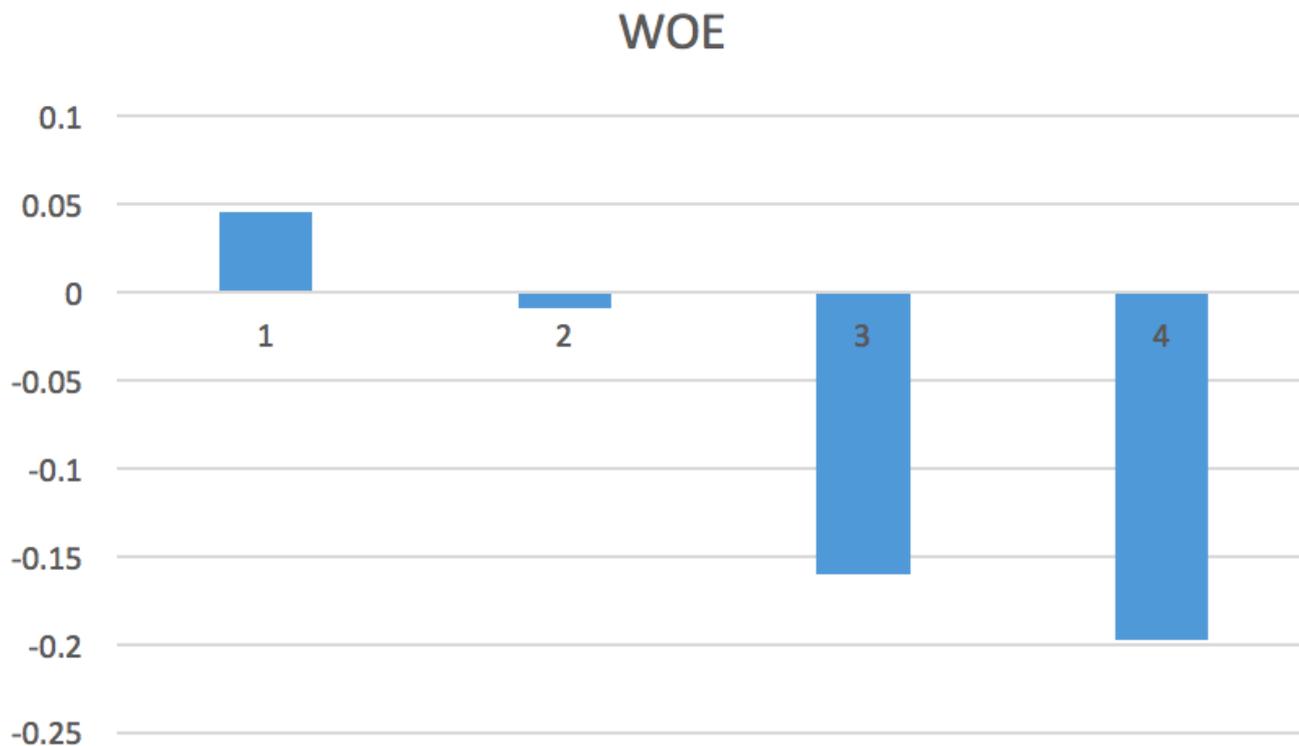


# 信用风险中的单变量分析

## □ 连续变量的WOE

以分箱后的‘ThirdParty\_Info\_Period2\_7’为例

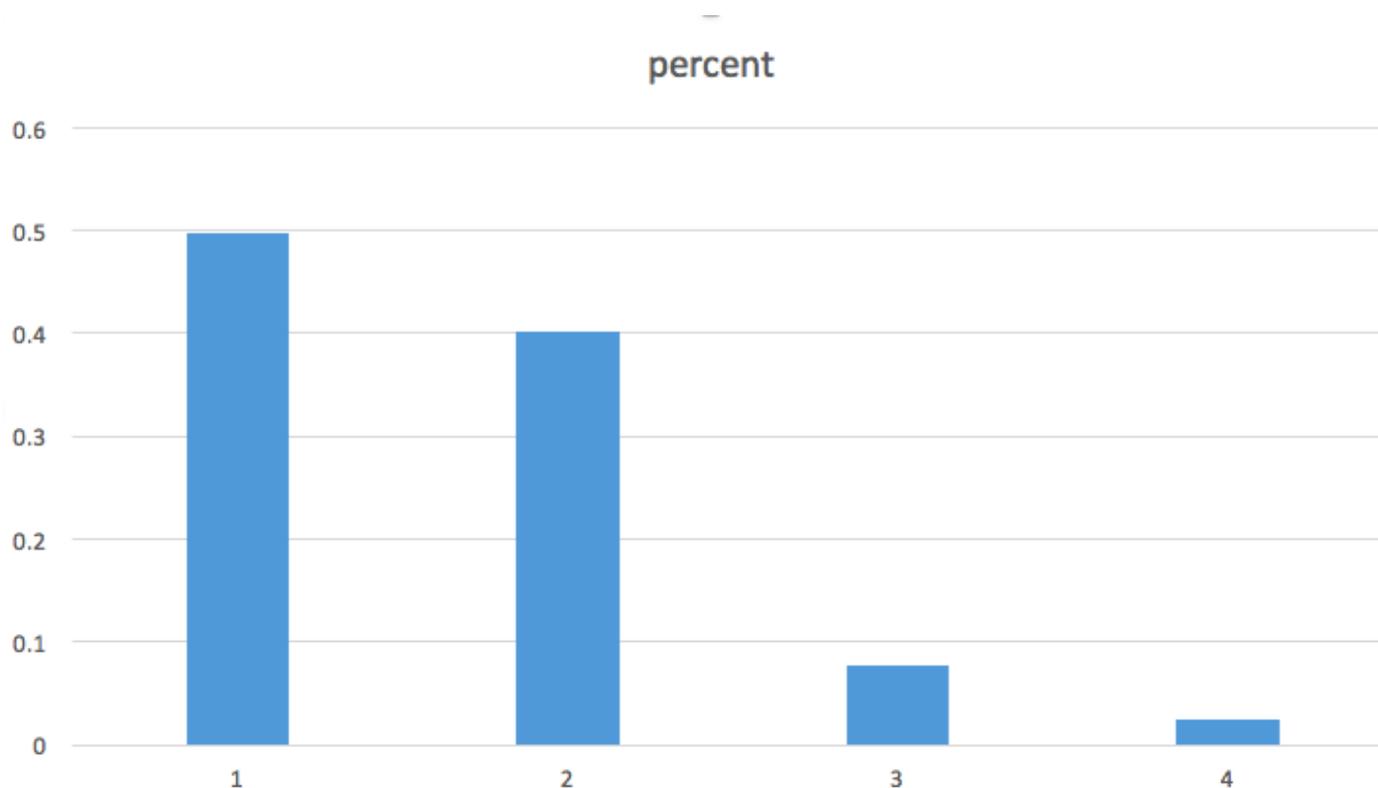
注：在某些场合下，要求占比最多的箱的WOE为0.此时需要整体平移。



# 信用风险中的单变量分析

## □ 单一区间的占比

以分箱后的‘ThirdParty\_Info\_Period2\_7’为例



# 目录

---

特征信息度的计算和意义

单变量分析

**多变量分析**

# 多变量分析

---

□ 多变量分析：变量的两两相关性

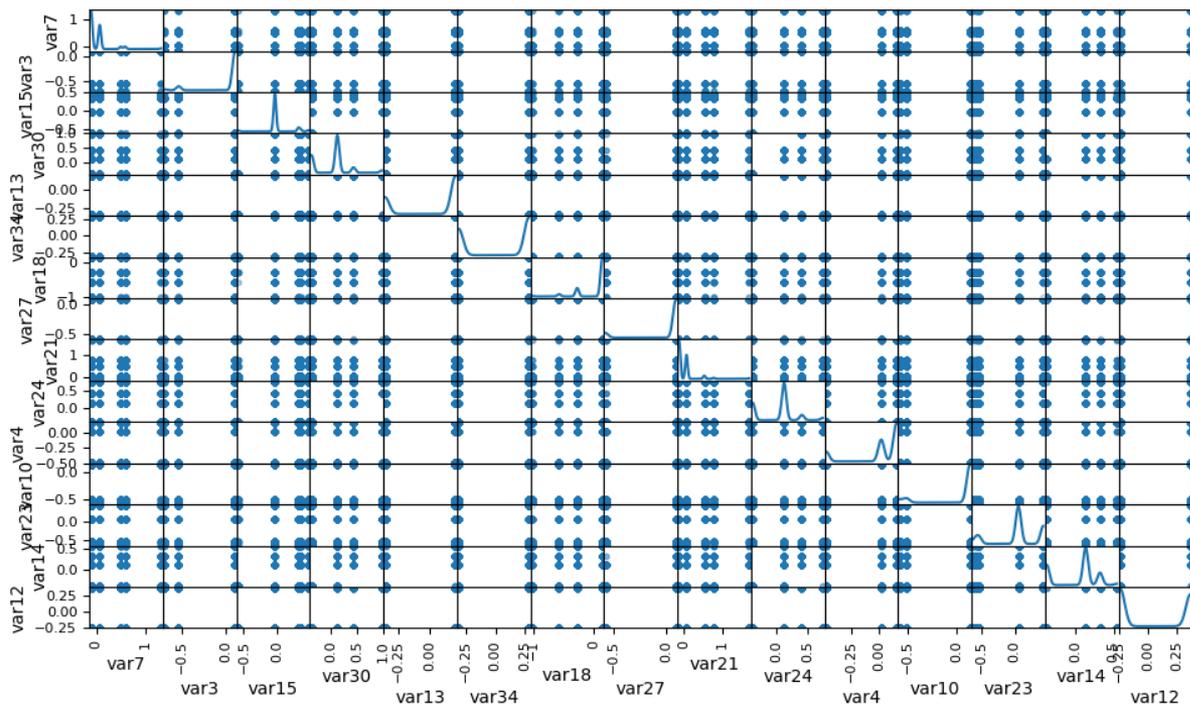
当相关性高时，只能保留一个：

- 可以选择IV高的
- 可以选择分箱均衡的

# 多变量分析

## □ WOE相关性矩阵

(从 $IV > 0.02$ 的变量中随机挑选的15个)



# 多变量分析

---

□ 多变量分析：变量的多重共线性

通常用VIF来衡量，要求 $VIF < 10$

$$VIF_i = \frac{1}{1 - R_i^2}$$

其中 $R_i^2$ 是 $\{x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, x_{i+2}, \dots, x_N\}$ 对 $x_i$ 的线性回归的 $R^2$

# 疑问

---

- 问题答疑：<http://www.xxwenda.com/>
  - 可邀请老师或者其他人回答问题

# 联系我们

---

## 小象学院：互联网新技术在线教育领航者

- 微信公众号：大数据分析挖掘
- 新浪微博：ChinaHadoop

