

# 金融风险-贷款违约预测

## 1. 赛题概况

赛题目标为预测用户是否违约，是个典型的二分类问题。由于贷款违约是个小概率事件，数据中可能存在不平衡问题，在后期分析过程中需要注意。

贷款业务中，普遍使用信用评分，根据客户的多个特征对每个客户进行打分，以期待对客户优质与否做一个评判。信用评分卡有三种：

- A卡（Application scorecard），即申请评分卡。用于贷款审批前期对借款申请人的量化评估；
- B卡（Behavior scorecard），即行为评分卡。用于贷后管理，通过借款人的还款以及交易行为，结合其他维度的数据预测借款人未来的还款能力和意愿；
- C卡（Collection scorecard），即催收评分卡。在借款人当前还款状态为逾期的情况下，预测未来该笔贷款变为坏账的概率。

三种评分卡根据使用时间不同，分别侧重贷前，贷中和贷后。

## 2. 数据概况

In [1]:

```
import pandas as pd
```

In [2]:

```
train_data = pd.read_csv("../data/train.csv")  
test_data = pd.read_csv("../data/testA.csv")
```

In [3]:

```
train_data.info()
```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>

RangeIndex: 800000 entries, 0 to 799999

Data columns (total 47 columns):

#	Column	Non-Null Count		Dtype
----	-----	-----	-----	-----
0	id	800000	non-null	int64
1	loanAmnt	800000	non-null	float64
2	term	800000	non-null	int64
3	interestRate	800000	non-null	float64
4	installment	800000	non-null	float64
5	grade	800000	non-null	object
6	subGrade	800000	non-null	object
7	employmentTitle	799999	non-null	float64
8	employmentLength	753201	non-null	object
9	homeOwnership	800000	non-null	int64
10	annualIncome	800000	non-null	float64
11	verificationStatus	800000	non-null	int64
12	issueDate	800000	non-null	object
13	isDefault	800000	non-null	int64
14	purpose	800000	non-null	int64
15	postCode	799999	non-null	float64
16	regionCode	800000	non-null	int64
17	dti	799761	non-null	float64
18	delinquency_2years	800000	non-null	float64
19	ficoRangeLow	800000	non-null	float64
20	ficoRangeHigh	800000	non-null	float64
21	openAcc	800000	non-null	float64
22	pubRec	800000	non-null	float64
23	pubRecBankruptcies	799595	non-null	float64
24	revolBal	800000	non-null	float64
25	revolUtil	799469	non-null	float64
26	totalAcc	800000	non-null	float64
27	initialListStatus	800000	non-null	int64
28	applicationType	800000	non-null	int64
29	earliesCreditLine	800000	non-null	object
30	title	799999	non-null	float64
31	policyCode	800000	non-null	float64
32	n0	759730	non-null	float64
33	n1	759730	non-null	float64
34	n2	759730	non-null	float64
35	n2.1	759730	non-null	float64
36	n4	766761	non-null	float64
37	n5	759730	non-null	float64
38	n6	759730	non-null	float64
39	n7	759730	non-null	float64
40	n8	759729	non-null	float64
41	n9	759730	non-null	float64
42	n10	766761	non-null	float64
43	n11	730248	non-null	float64
44	n12	759730	non-null	float64
45	n13	759730	non-null	float64
46	n14	759730	non-null	float64

dtypes: float64(33), int64(9), object(5)

memory usage: 286.9+ MB

In [5]:

```
test_data.info()
```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>

RangeIndex: 200000 entries, 0 to 199999

Data columns (total 48 columns):

#	Column	Non-Null Count		Dtype
---	-----	-----		-----
0	id	200000	non-null	int64
1	loanAmnt	200000	non-null	float64
2	term	200000	non-null	int64
3	interestRate	200000	non-null	float64
4	installment	200000	non-null	float64
5	grade	200000	non-null	object
6	subGrade	200000	non-null	object
7	employmentTitle	200000	non-null	float64
8	employmentLength	188258	non-null	object
9	homeOwnership	200000	non-null	int64
10	annualIncome	200000	non-null	float64
11	verificationStatus	200000	non-null	int64
12	issueDate	200000	non-null	object
13	purpose	200000	non-null	int64
14	postCode	200000	non-null	float64
15	regionCode	200000	non-null	int64
16	dti	199939	non-null	float64
17	delinquency_2years	200000	non-null	float64
18	ficoRangeLow	200000	non-null	float64
19	ficoRangeHigh	200000	non-null	float64
20	openAcc	200000	non-null	float64
21	pubRec	200000	non-null	float64
22	pubRecBankruptcies	199884	non-null	float64
23	revolBal	200000	non-null	float64
24	revolUtil	199873	non-null	float64
25	totalAcc	200000	non-null	float64
26	initialListStatus	200000	non-null	int64
27	applicationType	200000	non-null	int64
28	earliesCreditLine	200000	non-null	object
29	title	200000	non-null	float64
30	policyCode	200000	non-null	float64
31	n0	189889	non-null	float64
32	n1	189889	non-null	float64
33	n2	189889	non-null	float64
34	n2.1	189889	non-null	float64
35	n2.2	189889	non-null	float64
36	n2.3	189889	non-null	float64
37	n4	191606	non-null	float64
38	n5	189889	non-null	float64
39	n6	189889	non-null	float64
40	n7	189889	non-null	float64
41	n8	189889	non-null	float64
42	n9	189889	non-null	float64
43	n10	191606	non-null	float64
44	n11	182425	non-null	float64
45	n12	189889	non-null	float64
46	n13	189889	non-null	float64
47	n14	189889	non-null	float64

dtypes: float64(35), int64(8), object(5)

memory usage: 73.2+ MB

Field	Description
id	为贷款清单分配的唯一信用证标识
loanAmnt	贷款金额
term	贷款期限（year）
interestRate	贷款利率
installment	分期付款金额
grade	贷款等级
subGrade	贷款等级之子级
employmentTitle	就业职称
employmentLength	就业年限（年）
homeOwnership	借款人在登记时提供的房屋所有权状况
annualIncome	年收入
verificationStatus	验证状态
issueDate	贷款发放的月份
purpose	借款人在贷款申请时的贷款用途类别
postCode	借款人在贷款申请中提供的邮政编码的前3位数字
regionCode	地区编码
dti	债务收入比
delinquency_2years	借款人过去2年信用档案中逾期30天以上的违约事件数
ficoRangeLow	借款人在贷款发放时的fico所属的下限范围
ficoRangeHigh	借款人在贷款发放时的fico所属的上限范围
openAcc	借款人信用档案中未结信用额度的数量
pubRec	贬损公共记录的数量
pubRecBankruptcies	公开记录清除的数量
revolBal	信贷周转余额合计
revolUtil	循环额度利用率，或借款人使用的相对于所有可用循环信贷的信贷金额
totalAcc	借款人信用档案中当前的信用额度总数
initialListStatus	贷款的初始列表状态
applicationType	表明贷款是个人申请还是与两个共同借款人的联合申请
earliesCreditLine	借款人最早报告的信用额度开立的月份
title	借款人提供的贷款名称
policyCode	公开可用的策略_代码=1新产品不公开可用的策略_代码=2
n系列匿名特征	匿名特征n0-n14，为一些贷款人行为计数特征的处理
isDefault	是否违约（只存在与train中）

查看label的数据量分布，存在数据不平衡

In [7]:

```
train_data["isDefault"].value_counts()
```

Out[7]:

```
0      640390
1      159610
Name: isDefault, dtype: int64
```

### 3. 评估指标

评价方法为AUC评估模型效果（越大越好），AUC介于(0,1]之间

In [11]:

```
from sklearn.metrics import roc_auc_score
import numpy as np
```

In [12]:

```
y_true = np.array([0, 0, 1, 1])
y_scores = np.array([0.1, 0.4, 0.35, 0.8])
print('AUC socre:', roc_auc_score(y_true, y_scores))
```

AUC socre: 0.75

### 4. 拓展知识

#### 4.1 WOE变换

WOE的全称是“Weight of Evidence”，即证据权重。WOE是对原始自变量的一种编码形式。要对一个变量进行WOE编码，需要首先把这个变量进行分组处理（也叫离散化、分箱）。公示如下：

$$WOE_i = \ln \frac{\frac{y_i}{y_T}}{\frac{n_i}{n_T}}$$

#### 4.2 IV变换

IV的全称是Information Value，中文意思是信息价值，或者信息量。可以用来衡量自变量的预测能力，类似于基尼系数、信息增益。公示如下：

$$IV_i = (\frac{y_i}{y_T} - \frac{n_i}{n_T}) * \ln \frac{\frac{y_i}{y_T}}{\frac{n_i}{n_T}}$$

举例说明：

最近一次购买金额	响应	未响应	合计	响应比例
<100 元	2500	47500	50000	5%
[100,200)	3000	27000	30000	10%
[200,500)	3000	12000	15000	20%
>=500 元	1500	3500	5000	30%
合计	10000	90000	100000	10%

$$<100 \text{ 元} : WOE_1 = \ln(\frac{2500/47500}{10000/90000}) = -0.74721$$

$$[100,200) : WOE_2 = \ln(\frac{3000/27000}{10000/90000}) = 0$$

$$[200,500) : WOE_3 = \ln(\frac{3000/12000}{10000/90000}) = 0.81093$$

$$>=500 \text{ 元} : WOE_4 = \ln(\frac{1500/3500}{10000/90000}) = 1.34927$$

$$<100 \text{ 元} : IV_1 = (2500/10000 - 47500/90000) * \ln(\frac{2500/10000}{47500/90000}) = 0.20756$$

$$[100,200) : IV_2 = (3000/10000 - 27000/90000) * \ln(\frac{3000/10000}{27000/90000}) = 0$$

$$[200,500) : IV_3 = (3000/10000 - 12000/90000) * \ln(\frac{3000/10000}{12000/90000}) = 0.135155$$

$$\geq 500 \text{ 元} : IV_4 = (1500/10000 - 3500/90000) * \ln(\frac{1500/10000}{3500/90000}) = 0.149992$$

!