

# 基于神经网络的中小微企业信贷决策研究

## 摘要:

本文运用了神经网络和最大似然法来对企业的信贷风险进行估计,以附件一中 123 家企业的进销项发票信息为研究对象,对这些企业潜在的违约可能进行了研究,建立了信誉评级数学模型,并在该模型的基础上进一步拓展,给出了在不同情况下对中小微企业的信贷策略.

第一问,首先建立  $Z$  计分模型对 123 家企业进行信誉评级,利用附表 1 中数据,找到从  $X_1$  到  $X_5$  五项指标来对企业的各项能力进行描述,并运用神经网络对该模型进行训练,得到信贷风险评估模型.接着建立 *Logistic* 回归模型,利用最大似然法来对参数进行迭代,违约概率  $p > 0.5$  视为会违约,  $p < 0.5$  视为不会违约.最终得到了该回归模

型: 
$$p = \frac{1}{1 + \exp(-(7.104 + 259.156x_1 + 1.609x_2 - 0.089x_3 - 66.653x_4))}$$
. 最后利用前两个模型得出的结果构建出银行的最优信贷决策机制,银行期望收益为  $Z = q[p(1-s)(1+r)B - B]$ .

第二问,首先,利用第一问中构建的两个模型来对 302 家企业的信誉评价与违约概率进行计算.得到结果:评分为  $A$  的有 66 家;评分为  $B$  有 93 家;评分为  $C$  有 83 家;评分为  $D$  有 60 家;违约概率  $p$  超过 0.5 的有 61 家;未超过 0.5 的有 241 家.在问题一中的决策机制中,客户流失率会对银行的投资策略产生极大影响,因此增加变量  $\delta$  对模型进行修正,利用线性拟合找到  $\delta$ 、贷款年利率之间的关系,此外我们注意到银行的信贷总额度为 1 亿元,因此增加一个约束条件,即银行的总投资额  $B \leq 1$  亿元,从而得到新的银行信誉贷款策略.

第三问,在 2020 年突遭新冠疫情的情况下,许多个体经营者的款项无法回收,资金链断裂,处境比其他企业要艰难许多,因此银行应当将个体经营者的信用评级进行调整以增加其贷款额度,并减低其贷款年利率.此外应当改变策略,银行的盈利不再成为首要策略,期望收益  $Z \geq 0$ .从而使个体经营者度过难关.

**关键词:**  $Z$  计分模型   *Logistic* 回归模型   神经网络   最大似然法   信贷策略

# 1 问题重述

在实际中,由于中小微企业规模相对较小,也缺少抵押资产,因此银行通常是依据信贷政策、企业的交易票据信息和上下游企业的影响力,向实力强、供求关系稳定的企业提供贷款,并可以对信誉高、信贷风险小的企业给予利率优惠.银行首先根据中小微企业的实力、信誉对其信贷风险做出评估,然后依据信贷风险等因素来确定是否放贷及贷款额度、利率和期限等信贷策略.

某银行对确定要放贷企业的贷款额度为10-100万元;年利率为4%~15%;贷款期限为1年.附件1~3分别给出了123家有信贷记录企业的相关数据、302家无信贷记录企业的相关数据和贷款利率与客户流失率关系的2019年统计数据.该银行请你们团队根据实际和附件中的数据信息,通过建立数学模型研究对中小微企业的信贷策略,主要解决下列问题:

(1) 对附件1中123家企业的信贷风险进行量化分析,给出该银行在年度信贷总额固定时对这些企业的信贷策略.

(2) 在问题1的基础上,对附件2中302家企业的信贷风险进行量化分析,并给出该银行在年度信贷总额为1亿元时对这些企业的信贷策略.

(3) 企业的生产经营和经济效益可能会受到一些突发因素影响,而且突发因素往往对不同行业、不同类别的企业会有不同的影响.综合考虑附件2中各企业的信贷风险和可能的突发因素(例如:新冠病毒疫情)对各企业的影响,给出该银行在年度信贷总额为1亿元时的信贷调整策略.

附件1 123家有信贷记录企业的相关数据

附件2 302家无信贷记录企业的相关数据

附件3 银行贷款年利率与客户流失率关系的2019年统计数据

附件中数据说明:

- (1) **进项发票:** 企业进货(购买产品)时销售方为其开具的发票.
- (2) **销项发票:** 企业销售产品时为购货方开具的发票.
- (3) **有效发票:** 为正常的交易活动开具的发票.
- (4) **作废发票:** 在为交易活动开具发票后,因故取消了该项交易,使发票作废.
- (5) **负数发票:** 在为交易活动开具发票后,企业已入账记税,之后购方因故发生退货并退款,此时,需开具的负数发票.
- (6) **信誉评级:** 银行内部根据企业的实际情况人工评定的,银行对信誉评级为D的企业原则上不予放贷.
- (7) **客户流失率:** 因为贷款利率等因素银行失去潜在客户的比率.

## 2 问题分析

### 2.1 问题1的分析

首先,附件1中123家企业的信誉评级已经给出,我们选用经济领域运用较为广泛的“ $Z$  计分模型”来对企业的信誉进行评级.该模型共由代表企业运营状况的5项指标刻画,因此先对附件1中数据进行预处理,得出  $X_1, X_2, X_3, X_4$  和  $X_5$  的数据.接着采用神经网络对模型求解.抽取附件1中3/4的数据作为训练集,使用 *MATLAB* 求出结果,另外1/4的数据作为模型检验的依据.接下来运用 *Logistic* 回归模型对企业的违约概率进行评估,利用最大似然法对该回归模型中的参数进行迭代计算.最后利用上述模型求解得出的信誉评级与违约概率,以银行所能取得的最大收益为条件,来制定最优信贷策略.

## 2.2 问题 2 的分析

在问题1中已建立模型的基础上,对附件2中302家企业的信誉和是否违约进行计算,得到了信誉评分  $Z$  和违约概率  $p$ .此时,我们注意到客户流失率对信贷策略的选择有着极大影响,因此利用线性拟合的方法确定客户流失率  $\delta$ 、和贷款年利率  $r$  之间的模型,并用其对信贷策略进行修正.最后,该信贷策略添加一个约束条件,即银行的信贷总额  $B \leq 1$  亿元.

## 2.3 问题 3 的分析

以问题二为基础,当发生社会危机(如新冠疫情)时,个体经营者面临的困难是要大于企业的,因此银行应上调其信誉评分以增加贷款额度,并降低贷款利率以帮助个体经营者度过难关.与此同时,不再把最大收益作为条件,而应该以银行期望收益  $Z \geq 0$  来调整银行的信贷策略.

## 3 模型假设

- 1) 假设题目所给数据真实可靠;
- 2) 假设流动资产占总资产的比例是一定的.

## 4 定义与符号说明

符号	符号说明
$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$	企业经营状况指标
$p$	违约概率
$I$	企业的风险项目投资额(单位: 万元)
$W$	企业拥有的初始财富(单位: 万元)
$B$	银行借贷的资金(单位: 万元)
$r$	贷款利率
$q$	企业获此项贷款的可能性(即配给量)
$p$	企业项目成功的概率
$u$	表示企业的期望收益率
$z$	表示银行的期望收益

## 5 问题一的求解

### 5.1 Z 计分模型

#### 5.1.1 模型的建立

爱德华·阿尔曼将多元线性判别方法引入经济领域,提出了“Z 计分模型”<sup>[2]</sup>:

$$Z = aX_1 + bX_2 + cX_3 + dX_4 + eX_5 \quad (1)$$

其中:  $X_1$  =净营运资本/总资产;

$X_2$  =保留收益/总资产;

$X_3$  =息税前收益/总资产;

$X_4$  =净现金流量/总资产;

$X_5$  =销售额/总资产.

该模型选取了能比较全面地反映企业的经营状况的五个指标,充分考虑了企业的资产管理水平( $X_1$ )、盈利能力( $X_2$ 、 $X_3$ )、企业市场价值或账面价值( $X_4$ )及成长能力( $X_5$ )等方面.

#### 5.1.2 样本数据及结果分析

BP 神经网络<sup>[3]</sup>是一种具有 3 层或 3 层以上的多层神经网络, 每一层都由若干个神经元组成. 它的前后各层之间的神经元实现了全部连接, 而同层的上下各个神经元之间没有连接, 其拓扑结构如图所示.

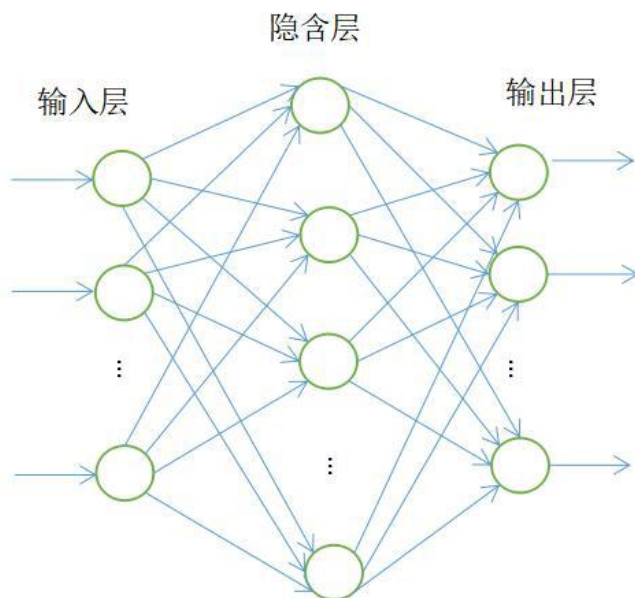


图 1. 神经网络拓扑结构

经过反复传播, 最后使信号误差达到所要求的范围, 就认为神经网络已训练好, 其权值和阈值已确定, 此时即可利用此神经网络.

假设输入层为  $i \times 1$  的矢量  $Y$ . 相邻两层的神经元通过网络权值  $w_{ji}$  相联系,  $w_{ji}$  表示输入与神经元之间的连接强度,  $b_j$  为神经元的阈值. 则第一个隐层的第  $j$  个输出  $q_i$  可按如下公式计算:

$$q_i = f\left(\sum_j Y_i w_{ji} + b_j\right) \quad (2)$$

式中:  $f$  表示神经元的传递函数, 它用于对求和单元的计算结果进行函数运算, 得到神经元的输出. 这里采用的传递函数为:

$$f(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5) = aX_1 + bX_2 + cX_3 + dX_4 + eX_5. \quad (3)$$

以此类推, 便可得到最终的输出. 定义网络输出误差如下

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - O_j)^2 \quad (4)$$

式中:  $T_j$  为期望输出,  $O_j$  为网络实际输出.

通过已知输入和输出信息的训练样本对网络进行训练<sup>[4]</sup>, 按误差的梯度方向调整联接权

值和阈值,使误差降到最小,从而确定权值和阈值,即完成了网络的训练.网络权值按下列公式进行调整:

$$\Delta W_{ji}(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} + \alpha \Delta W_{ji}(n) \quad (5)$$

式中:  $\Delta W_{ji}(n+1), \Delta W_{ji}(n)$  分别表示当前的和上个学习周期的权值的修正量;  $\eta$  为动量系数,  $\alpha$  为学习效率系数<sup>[5][6]</sup>.

## 5.2 Logistic 模型

### 5.2.1 模型的建立

Logistic 回归模型可表述为<sup>[7]</sup>:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad (6)$$

$$s = c_0 + \sum_{k=1}^m c_k x_k \quad (7)$$

其中  $x_k (k=1,2,\dots,m)$  为企业特征指标变量,  $c_j (j=1,2,\dots,m)$  为技术系数, 通过极大似然估计获得, 回归值  $p \in (0,1)$  为信用风险分析的判别结果.

将”不发生违约”这一事件定义为  $p$ , 对某一公司  $E_i (i=1,2,\dots,n)$  来说, 其回归值  $p_i$  接近 0, 则其违约概率越大; 若其回归值  $p_i$  接近 1, 则其违约概率越小.

令

$$P_i(y_i) = p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1-y_i}, \quad i=1,2,\dots,n, \quad (8)$$

其中  $y_i = 0$  或  $y_i = 1$ . 当  $y_i = 1$  时,  $P_i(y_i) = p_i$ ; 当  $y_i = 0$  时,  $P_i(y_i) = 1 - p_i$ . 因此,  $n$  个样本的联合密度函数的似然函数可表示为

$$L = \prod_{i=1}^n P_i = \prod_{i=1}^n p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1-y_i} \quad (9)$$

对(9)两边取自然对数得其似然函数为:

$$\begin{aligned}
 \ln L &= \ln \prod_{i=1}^n P_i = \ln \prod_{i=1}^n p_i^{y_i} (1-p_i)^{1-y_i} = \sum_{i=1}^n [y_i \ln(p_i) + (1-y_i) \ln(1-p_i)] \\
 &= \sum_{i=1}^n \left[ y_i \ln \left( \frac{p_i}{1-p_i} \right) + \ln(1-p_i) \right] \\
 &= \sum_{i=1}^n \left[ y_i \left( c_0 + \sum_{k=1}^m x_{ki} \right) - \ln \left( 1 + \exp \left( c_0 + \sum_{k=1}^m x_{ki} \right) \right) \right]
 \end{aligned} \tag{10}$$

其中  $x_{ki}$  表示公司  $E_i (i=1,2,\dots,m)$  的第  $i (i=1,2,\dots,m)$  个指标变量, 接着对各参数  $c_i$  求偏导, 令其为0, 可得似然方程:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial c_0} = \sum_{i=1}^n \left[ y_i - \frac{\exp \left( c_0 + \sum_{k=1}^m x_{ki} \right)}{1 + \exp \left( c_0 + \sum_{k=1}^m x_{ki} \right)} \right] = 0 \tag{11}$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial c_0} = \sum_{i=1}^n \left[ y_i - \frac{\exp \left( c_0 + \sum_{k=1}^m x_{ki} \right)}{1 + \exp \left( c_0 + \sum_{k=1}^m x_{ki} \right)} \right] x_{ki} = 0, k=1,2,\dots,m \tag{12}$$

联立(11)(12)中的  $m+1$  个方程, 解除各参数  $c_j (j=1,2,\dots,m)$  的值,  $c_j$  即为所估计的参数值.

## 5.2.2 样本数据及结果分析

以下通过运行 *SPSS* 软件来对系数  $c_j (j=0,1,2,3,4)$  进行估计, 经过16步迭代后, 对数似然值接近于0. 在迭代过程中, 系数  $c_j$  不断发生变化.

$c_j$  的初始值为:

$$c_0^{(0)} = -0.0317487, c_1^{(0)} = 0, c_2^{(0)} = 0, c_3^{(0)} = 0, c_4^{(0)} = 0$$

此时对数似然值为87.321, 经过第一次迭代后,  $\mathbf{C}_j$  的值为:

$$c_0^{(1)} = -0.1798955, c_1^{(1)} = 1.286059, c_2^{(1)} = 0.1514243, c_3^{(1)} = 0.0012821, c_4^{(1)} = 0.231441 \quad \text{此时}$$

对数似然值为21.184, 对数似然算法继续下降,  $\mathbf{C}_j$  的值为:

$$c_0^{(2)} = -0.4356482, c_1^{(2)} = 2.716484, c_2^{(2)} = 0.3054981, c_3^{(2)} = 0.002201, c_4^{(2)} = 0.0958787 \quad \text{当对}$$

数似然值下降到0时, 迭代终止, 故  $\mathbf{C}_j$  的估计值  $\hat{c}_j$  为

$$\hat{c}_0^{(16)} = c_0^{(16)} = 7.104019, \hat{c}_1^{(16)} = c_1^{(16)} = 259.1562, \hat{c}_2^{(16)} = c_2^{(16)} = -0.0885757$$

$$\hat{c}_3^{(16)} = c_3^{(16)} = -0.00885757, \hat{c}_4^{(16)} = c_4^{(16)} = -66.6528$$

故 Logistic 模型<sup>[8]</sup>建立如下:

$$P = \frac{1}{1 + \exp(-(7.104 + 259.156x_1 + 1.609x_2 - 0.089x_3 - 66.653x_4))} \quad (13)$$

对回归方程的显著性进行检验, 模型似然比卡方值概率  $p$  值小于 0.05 的显著性水平, 认为该模型中的所有回归系数不同时为零, 解释变量全体与因变量  $p$  的线性关系显著, 模型合理. 检验回归方程的拟合优度. 统计量的概率  $P$  值为 0.339, 大于显著性水平 0.05, 可以确定因变量的观测值与模型预测值不存在差异, 从而表明模型的拟合度较高. 经检验, 该模型识别违约企业的准确率为 85.9%, 不违约企业的准确率为 71.6%, 总的分类正确率为 78.4%. 整体来看, 模型拟合程度较好, 对企业的违约行为有较好的识别能力.

## 5.3 最优信贷决策机制

### 5.3.1 模型的建立

假设企业的风险项目投资额为  $I$  (单位: 万元), 其拥有的初始财富为  $W$  ( $W < I$ ) (单位: 万元), 则企业为进行风险投资必须向银行借贷  $I - W = B$  的资金 ( $B > 0$ ) (单位: 万元), 假设企业对其投资项目的期望收益为  $R$ . 在贷款利率  $r$  可变动的情况下, 银行风险决策机制的信贷合同可描述为一二元组  $\gamma = (r, q)$ ,  $q$  ( $0 \leq q \leq 1$ ) 为企业获得此项贷款的可能性 (即配给量). 当  $q = 0$  时, 表示银行拒绝企业的贷款申请; 当  $0 < q < 1$  时, 表示银行对企业的贷款申请实行配给; 当  $q = 1$  时, 表示银行对企业的贷款申请无需配给. 显然,  $q$  值越大, 企业获



得贷款的可能性越大;反之,  $q$  值越小, 企业获得贷款的可能性也越小. 用  $p(0 \leq p \leq 1)$  表示企业项目成功的概率,  $u$  表示企业的期望收益率,  $s(0 \leq s \leq 1)$  表示企业违约概率,  $z$  表示银行的期望收益. 假设企业向银行申请贷款利率为  $r_0$ 、则企业申请的信贷合同可描述为  $\gamma_0 = (r_0, 1)$ . 在信贷合同  $\gamma_0$  下, 假设企业初始的期望收益为  $A_0$ . 如果银行经对企业的贷款申请材料作详细的调查 研究之后决定给企业以配给量  $q$  发放贷款, 那么银行信贷合同可描述为  $\gamma = (r, q)$ , 则此信贷合同满足如下两个性质<sup>[9]</sup>:

1) 银行个体合理性

$$q[(1-s)(1+r)-B] \geq 0 \quad (14)$$

即在考虑企业违约概率  $s$  存在的条件下, 银行期望收益必须满足非负的条件.

2) 银行对企业的激励相容性

$$q\{p[(1+u)(B+W)-(1-r)B]-(1-p)C-W\} \geq A_0 \quad (15)$$

即企业在银行设计的信贷合同  $\gamma$  下所产生的期望收益不小于企业在其设计的信贷合同  $\gamma_0$  下所产生的期望收益.

此时银行期望收益<sup>[10]</sup>可表示为

$$Z = q[p(1-s)(1+r)B - B] \quad (16)$$

由(16)知, 当

$$p = \frac{(1-s)B}{(1+r)B} \equiv p'' \quad (17)$$

时, 由(17)有  $Z=0$ , 证明  $p''$  对银行来说是决定给企业贷款与否的临界值. 当企业项目的成功的概率  $p > p''$  时, 有  $Z \geq 0$ , 当企业项目成功的概率  $p < p''$  时, 有  $Z < 0$ . 因此, 银行将倾向于向那些项目成功率在  $p''$  以上的企业贷款, 而项目成功率在  $p''$  一下的企业将拒绝其贷款.

如果该企业的信用记录良好, 银行同意对该企业发放信用贷款, 则有如下结论:

定理 : 若银行给企业发放信用贷款, 则银行存在如下最优信贷决策机制<sup>[11][12]</sup>

$$\begin{cases} r^* = \frac{1}{1-s} - 1 \\ 10 \leq I \leq 100 \\ q^* = \frac{A_0}{(1+u)(B+W) - p(1-s)^{-1}B - W} \end{cases}$$

(18)

并且若令

$$\hat{W} = \frac{A_0 + [p(1-s)^{-1} - 1 - u]B}{u}$$

(19)

则有如下结论成立：

当  $W = \hat{W}$  时,  $q^* = 1$ . 表示银行对企业的贷款申请无需配给；

当  $W > \hat{W}$  时,  $q^* < 1$ . 表示银行对企业的贷款申请实行配给；

当  $W < \hat{W}$  时,  $q^* > 1$ . 表示该模型无可行解.

证明：

$$r^* = \frac{1}{1-s} - 1$$

(20)

$$q^* = \frac{A_0}{(1+u)(B+W) - p(1-s)^{-1}B - W}$$

(21)

当  $W = \hat{W}$  时有

$$W = \frac{A_0 + [p(1-s)^{-1} - 1 - u]B}{u}$$

(22)

将  $W$  的值带入 (21) 得

$$q^* = \left\{ \frac{A_0}{(1+u) \left[ B + \frac{A_0 + [p(1-s)^{-1} - 1 - u]B}{u} \right] - p(1-s)^{-1}B - \frac{A_0 + [p(1-s)^{-1} - 1 - u]B}{u}} \right\} = 1 \quad (23)$$

当  $W > \hat{W}$  时有

$$W > \frac{A_0 + [p(1-s)^{-1} - 1 - u]B}{u} \quad (24)$$

故

$$uW > A_0 + [p(1-s)^{-1} - 1 - u]B \quad (25)$$

将 (25) 带入 (23) 可知  $q^* < 1$ .

同理可证  $q^* > 1$ .

## 6 问题 2 的求解

### 6.1 信誉评分与违约概率的计算.

计算结果见支撑文件 2.

### 6.2 对信贷决策机制的修正

客户流失率  $\delta$  与贷款年利率有着密切关系, 建立模型:

$$\delta = ar^2 + br + c. \quad (26)$$

用线性拟合分别画出图像并解出参数.

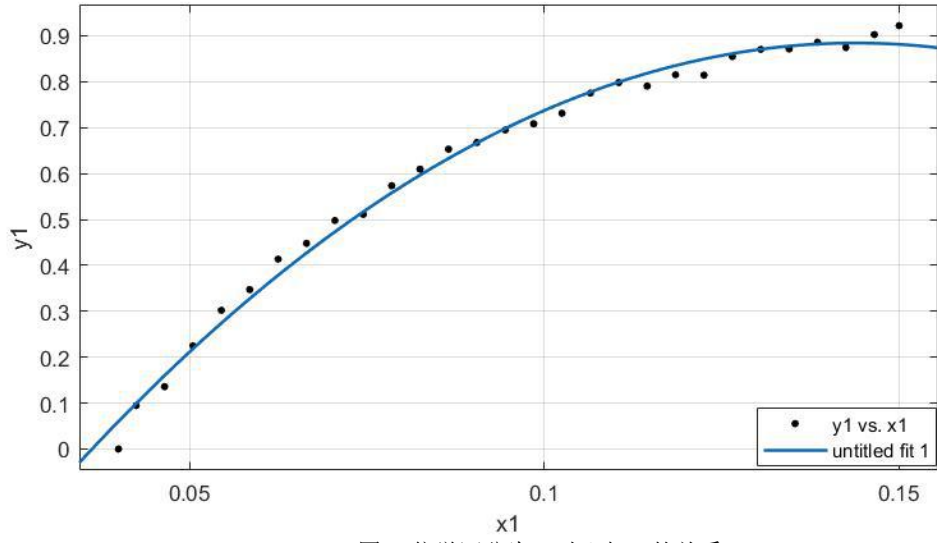


图 2. 信誉评分为 A 时  $\delta$  与  $r$  的关系

$$\delta_A = -76.4101r^2 + 21.9844r - 0.6971$$

(27)

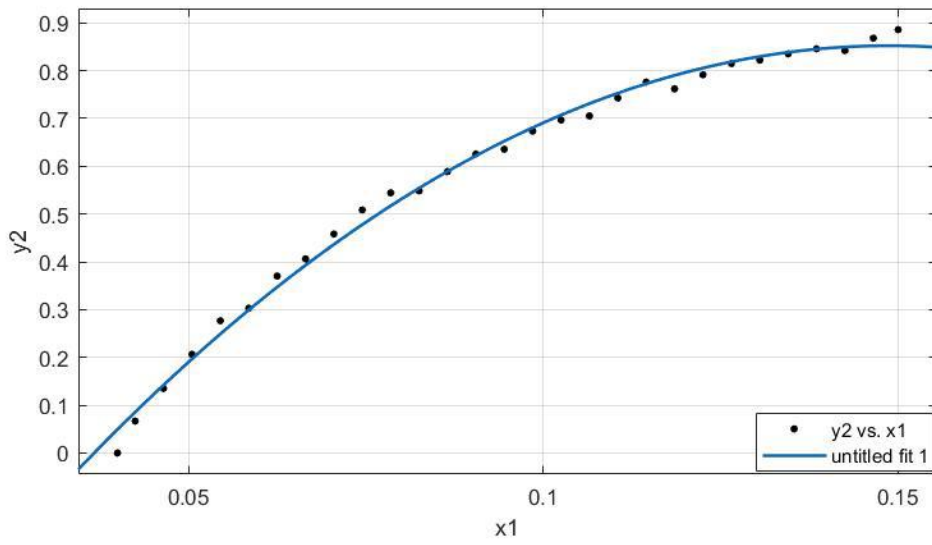


图 3. 信誉评分为 B 时  $\delta$  与  $r$  的关系

$$\delta_B = -67.9331r^2 + 20.2072r - 0.6504$$

(28)

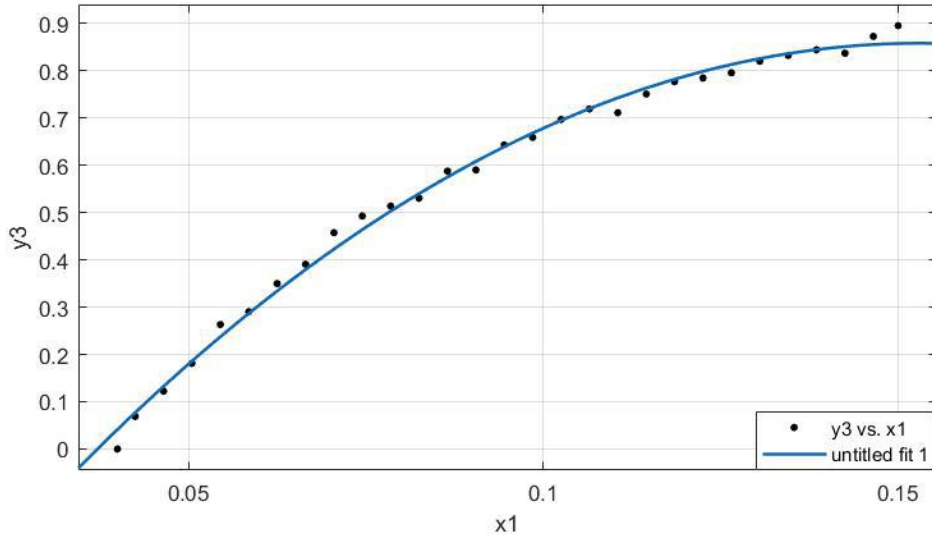


图 4. 信誉评分为 C 时  $\delta$  与  $r$  的关系

$$\delta_C = -63.9422r^2 + 19.5693r - 0.6393$$

(29)

接着对信贷决策机制进行修正, 得到如下模型:

$$\begin{cases} r^* = \frac{1}{1-s} - 1 \\ 10 \leq I \leq 100 \\ q^* = \frac{A_0(1-\delta)}{(1+u)(B+W) - p(1-s)^{-1}B - W} \\ B \leq 10000 \end{cases}$$

(30)

## 7 问题 3 的求解

以问题二为基础, 当发生社会危机(如新冠疫情)时, 个体经营者面临的困难是要大于企业的, 因此银行应上调其信誉评分以增加贷款额度, 并降低贷款利率以帮助个体经营者度过难关. 与此同时, 不再把最大收益作为条件, 而应该以银行期望收益  $\geq 0$  来调整银行的信贷策略.

已知个体经营者共有 56 家, 除个体经营者以外的企业有 246 家. 对 56 家个体经营者而言有如下决策机制:

$$\begin{cases} r'^* = \frac{1}{1-s'} - 1 \\ 10 \leq I' \leq 100 \\ Z' = q'[p'(1-s')(1+r')B' - B'] \\ q'^* = \frac{A_0(1-\delta')}{(1+u')(B'+W') - p(1-s')^{-1}B' - W'} \end{cases} \quad (31)$$

对 256 家企业而言有如下决策

$$\begin{cases} r''^* = \frac{1}{1-s''} - 1 \\ 10 \leq I'' \leq 100 \\ Z'' = q''[p''(1-s'')(1+r'')B'' - B''] \\ q''^* = \frac{A_0(1-\delta'')}{(1+u'')(B''+W'') - p(1-s'')^{-1}B'' - W''} \end{cases} \quad (32)$$

对银行则有：

$$\begin{cases} B' + B'' \leq 10000 \\ Z' + Z'' \geq 0 \end{cases} \quad (33)$$

## 8 模型评价与推广

该模型的优点有二：一是模型区分能力较佳. 研究发现, 以海量大数据为基础、机器学习算法为支持, 模型区分能力得到有效提升. 二是模型运行的自动化程度较高. 以大数据作为支持, 通过采用一整套信用风险评分模型和业务规则, 可以建立全自动贷款审批系统, 并进一步建立全自动的全流程风控系统, 以极少的人工干预和较低的运营成本, 建立起适合零售小额贷款的信贷管理流程.

该模型的不足之处也很明显：若出现大量虚假信息时，就会产生误判，对评分模型的准确性产生较大干扰。

当采集到的信息足够准确时，该模型能够针对中小微企业给出合理的信贷策略，并在发生较大的社会危机(如疫情等)时对个体经营者予以资金上的支持，以便他们能尽快渡过难关，有较强的现实意义。

## 9 参考文献

- [1] 司守奎, 孙玺菁, 数学建模算法与应用[M], 北京: 国防工业出版社, 2015.
- [2] 欧阳歆, 基于 Z 模型的财务风险预警模型运用[J], 风险管理, 2013, 11(32).
- [3] 赵子铤, 赵素云, 信用评分模型在中小企业信用风险评估中的应用[J], 经济与管理, 2005, 11(19).
- [4] 马文勤, 孔荣, 杨秀珍, 农户小额信贷信用风险评估模型构建[J], 全国中文核心期刊·财会月刊, 2009, 12(36).
- [5] 马九杰, 郭宇辉, 朱勇, 县域中小企业贷款违约行为与信用风险实证分析[J], 中国农村发展论坛, 2004, 05(10).
- [6] 黄湘, 谈“Z 计分模型”的不适应性与改进[J], 经济经纬, 2003, 05(39).
- [7] 徐少锋, 王延臣, 个人信用评估中的 LOGISTIC 模型[J], 天津轻工业学院学报, 2003, 12(18).
- [8] 庞素琳, Logistic 回归模型在信用风险分析中的应用[J], 数学的实践与认识, 2006, 09(36).
- [9] 迟国泰, 信贷风险管理决策理论与模型的研究[D], 大连: 大连理工大学.
- [10] 朱小宗, 信用风险度量模型分析及其在我国银行业的应用研究[D], 重庆: 重庆大学.
- [11] 赵大玮, 我国商业银行信贷决策行为研究[D], 长沙: 湖南大学.
- [12] 庞素琳, 违约风险下的信贷决策模型与机制[J], 管理科学学报, 2012, 04(15).

## 附 录

### 支撑材料

1. 支撑材料一：123 家企业经营状况指标
2. 支撑材料二：302 家企业信用评级与违约情况

### 代码

```
% credit_class.m
% 中小微企业信贷信用的评估
% 数据取自附件一整理后的数据

%% 清理工作空间
clear, clc

% 关闭图形窗口
close all

%% 读入数据
C= xlsread('C:\Users\YukinoSiro\Desktop\bp 神经网络输入输出数据.xlsx');

C1=zeros(N+1,1000);
for i=1:N+1
    % 类别属性
    if iscell(C{i})
        for j=1:1000

            if i<10
                d = textscan(C{i}{j}, '%c%c%d');

            else
                d = textscan(C{i}{j}, '%c%c%c%d');
            end
            C1(i,j) = d{end};
        end
    % 数值属性
```



```

        else
            C1(i,:) = C{i};
        end
    end
end

%% 划分训练样本与测试样本

% 输入向量
x = C1(1:N, :);
% 目标输出
y = C1(N+1, :);

% 正例
posx = x(:, y==1);
% 负例
negx = x(:, y==2);

% 训练样本
trainx = [ posx(:, 1:5), negx(:, 1:3)];
trainy = [ones(1, 5), ones(1, 3)*2];

% 测试样本
testx = [ posx(:, 6), negx(:, 3:5)];
testy = trainy;
%% 样本归一化
% 训练样本归一化
[trainx, s1] = mapminmax(trainx);

% 测试样本归一化
testx = mapminmax('apply', testx, s1);
%% 创建网络, 训练

% 创建 BP 网络
net = newff(trainx, trainy);

```

```

% 设置最大训练次数
net.trainParam.epochs = 1500;
% 目标误差
net.trainParam.goal = 1e-13;
% 显示级别
net.trainParam.show = 1;

% 训练
net = train(net, trainx, trainy);
%% 测试
y0 = net(testx);

% y0 为浮点数输出。将 y0 量化为 1 或 2。
y00 = y0;
% 以 1.5 为临界点，小于 1.5 为 1，大于 1.5 为 2
y00(y00<1.5)=1;
y00(y00>1.5)=2;

% 显示正确率
fprintf('正确率: \n');
disp(sum(y00==testy)/length(y00));

%%

option = {
    title: {
        text: '银行贷款年利率与客户流失率的关系'
    },
    tooltip: {
        trigger: 'axis',
        axisPointer: {
            type: 'cross',
            label: {

```

```

        backgroundColor: '#6a7985'
    }
}
},
legend: {
    data: ['信誉评级 A', '信誉评级 B', '信誉评级 C'],
    align: 'right'
},
toolbox: {
    feature: {
        saveAsImage: {}
    }
},
grid: {
    left: '3%',
    right: '4%',
    bottom: '3%',
    containLabel: true
},
xAxis: [
    {
        type: 'category',
        boundaryGap: false,
        data: [0.04, 0.0425, 0.0465, 0.0505, 0.0545,
0.0585, 0.0625, 0.0665, 0.0705, 0.0745, 0.0785, 0.0825, 0.0865, 0.0
905, 0.0945, 0.0985, 0.1025, 0.1065, 0.1105, 0.1145, 0.1185, 0.1225,
0.1265, 0.1305, 0.1345, 0.1385, 0.1425, 0.1465, 0.15]
    }
],
yAxis: [
    {
        type: 'value',
        max: 1.00
    }
]

```

```

    }
  ],
  series: [
    {
      name: '信誉评级 A',
      type: 'line',
      //stack: '总量',
      areaStyle: {},
      data: [0, 0.095, 0.136, 0.225, 0.302, 0.347, 0.413, 0.448,
0.498, 0.511, 0.573, 0.609, 0.652, 0.667, 0.695, 0.708, 0.731, 0.775, 0.798, 0.790, 0.8
15, 0.814, 0.855, 0.870, 0.871, 0.886, 0.874, 0.903, 0.922]
    },
    {
      name: '信誉评级 B',
      type: 'line',
      // stack: '总量',
      areaStyle: {},
      data: [0, 0.067, 0.135, 0.207, 0.277, 0.303, 0.370, 0.406,
0.458, 0.509, 0.544, 0.548, 0.589, 0.626, 0.636, 0.674, 0.697, 0.705, 0.743, 0.776, 0.7
62, 0.792, 0.815, 0.822, 0.835, 0.846, 0.842, 0.868, 0.886]
    },
    {
      name: '信誉评级 C',
      type: 'line',
      //stack: '总量',
      areaStyle: {},
      data: [0, 0.069, 0.122, 0.181, 0.263, 0.290, 0.35, 0.391,
0.457, 0.493, 0.514, 0.530, 0.588, 0.590, 0.643, 0.659, 0.697, 0.719, 0.711, 0.751, 0.7
77, 0.784, 0.796, 0.820, 0.832, 0.844, 0.837, 0.873, 0.895]
    }
  ]
};

```