

中小微企业的信贷决策

宋世杰^{1*}, 庄雯心^{2*}, 任思淼^{2*}, 张元标^{3#}

¹暨南大学智能科学与工程学院, 广东 珠海

²暨南大学国际商学院, 广东 珠海

³暨南大学数学建模创新实践基地, 广东 珠海

Email: 1204193650@qq.com, zwx0604@qq.com, 1196458212@qq.com, #abiao@qq.com

收稿日期: 2021年1月23日; 录用日期: 2021年2月17日; 发布日期: 2021年2月25日

摘要

中小微企业规模小, 银行贷款是其重要的资金来源。本文利用BP神经网络预测方法, 构建了信贷风险量化指标体系, 对企业信贷风险做出了评估, 为银行制定是否放贷、贷款额度、利率等信贷策略。

关键词

BP神经网络预测模型, 信贷风险模型, 中小微企业贷款

Credit Decision-Making of Small and Medium-Sized Enterprises

Shijie Song^{1*}, Wenxin Zhuang^{2*}, Simiao Ren^{2*}, Yuanbiao Zhang^{3#}

¹College of Intelligent Science and Engineering, Jinan University, Zhuhai Guangdong

²College of International Business, Jinan University, Zhuhai Guangdong

³Mathematical Modeling Innovative Practice Base, Jinan University, Zhuhai Guangdong

Email: 1204193650@qq.com, zwx0604@qq.com, 1196458212@qq.com, #abiao@qq.com

Received: Jan. 23rd, 2021; accepted: Feb. 17th, 2021; published: Feb. 25th, 2021

Abstract

The scale of small and medium-sized enterprises is small, and bank loans are an important source of funds for them. Using BP neural network forecasting method, this paper constructs a credit risk

*共同一作。

#通讯作者。

quantitative index system, evaluates enterprise credit risk, and formulates credit strategies for banks, such as lending, loan line, interest rate and so on.

Keywords

BP Neural Network Forecasting Model, Credit Risk Model, Small and Medium-Sized Enterprise Loans

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

中小微企业规模较小, 容易出现资金困难, 由于缺少抵押资产, 申请银行贷款是其常用的资金获取渠道。一般来说, 银行会根据企业交易票据信息和企业的影响力, 并结合国家信贷政策, 选择经营稳定且实力强的企业放贷, 并给予信誉良好、违约风险较小的企业适当的利率优惠。根据调查银行为企业提供期限 1 年、额度为 10~100 万元、年利率为 4%~15% 的贷款。根据企业的实力、信誉对企业信贷风险进行量化分析, 建立数学模型确定是否放贷以及贷款额度、利率和期限等信贷策略。

1) 对搜集的 123 家企业的信贷风险进行量化分析, 给出信贷策略。

2) 对搜集的 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。

2. 模型的假设及符号的使用

2.1. 模型的假设

- 1) 将进项发票金额视为企业的主营业务成本。
- 2) 将销项发票金额视为企业的主营业务收入。
- 3) 除购买产品和销售产品外, 忽略企业其他资金收付。
- 4) 假设企业不存在偷税漏税行为, 发票金额均正确。

2.2. 符号的使用及说明

表 1 为模型中出现的变量及其使用说明。

3. 信贷模型建立

3.1. 信贷模型建立

3.1.1. 样本分析

对 123 家企业的信贷风险进行量化分析, 在年度信贷总额固定时, 给出该银行对这些企业的信贷策略。首先将数据预处理, 通过填补缺失值和进行异常值处理使数据格式标准化; 用 BP 神经网络预测模型确定各因素的影响权重, 预测违约状况和信誉评分, 决定是否放贷, 寻找使银行收益最大的年利率和贷款额度。

Table 1. Symbol description
表 1. 符号说明

变量	说明
s	企业销项发票价税合计总和
p	企业进项发票价税合计总和
v	毛利率
c	企业的现金流量
ω	进项和销项发票的平均作废率
α	进项发票中负数发票的比例
m_1	进项发票销方单位总数
m_2	销项发票购方单位总数
n_1	进项发票总数
n_2	销项发票总数
D	企业实力
Q	供求关系稳定性
Y_i	第 i 个企业的信誉评分
γ_i	第 i 个企业的信贷风险比例
X_i	第 i 个企业的信贷风险评分
R	外部因素评分
x	贷款年利率
ε	客户流失率
W	银行放贷净收益
M	银行放贷总额

3.1.2. 模型的建立

1) 信贷风险量化的指标体系

a) 实力

销项发票金额可以用来反映企业偿债能力，销项发票金额减进项发票金额与销项金额之比，可以近似代表企业的毛利率，用来反映企业的盈利能力；此外，销项和进项发票的总金额可以视为企业的现金流规模，用来反映企业的周转能力；因此我们将销项金额、毛利率、进项加销项的总金额作为反应企业实力的三个因子。

b) 供求关系稳定性

唐桂增(2010)用企业的上下游客户数量衡量企业的供求关系稳定性[1]。上游企业是相对下游企业而言的，指处于行业生产和业务的初始阶段的企业和厂家，下游企业主要是对原材料进行深加工，并将原材料转化为生产和生活中的实际产品。附件中的进项、销项发票信息给出了企业与其上下游企业的交易情况。因此，我们将进项发票销方企业数量、销项发票购方企业数量、进项发票总数、销项发票总数作为衡量供求关系稳定性的四个因子。

c) 信誉评分

负数发票和作废发票都已发生交易活动而未成功完成。查阅已有研究可知，负数发票和作废发票的

存在可能代表企业存在财务问题[2]。因此我们将进项发票中负数发票率、进项和销项平均作废发票率作为反映企业信誉的两个因子。

d) 外部因素

现阶段我国的贷款政策是：重点支持能源、交通企业的发展；优先支持轻纺工业生产名优产品和各种适销对路的产品；积极支持农副产品采购和扩大商品流通；支持企业开发试制新产品，进行技术更新、技术改造和引进先进技术；支持科学技术为生产和商品流通服务，促进科学技术迅速转化为生产力；支持集体和个体企业的发展。因此我们将信贷政策作为影响银行信贷策略的外部因素，并将国家对不同行业的扶持力度进行量化赋值。样本分类统计结果分别如图 1、图 2 所示。

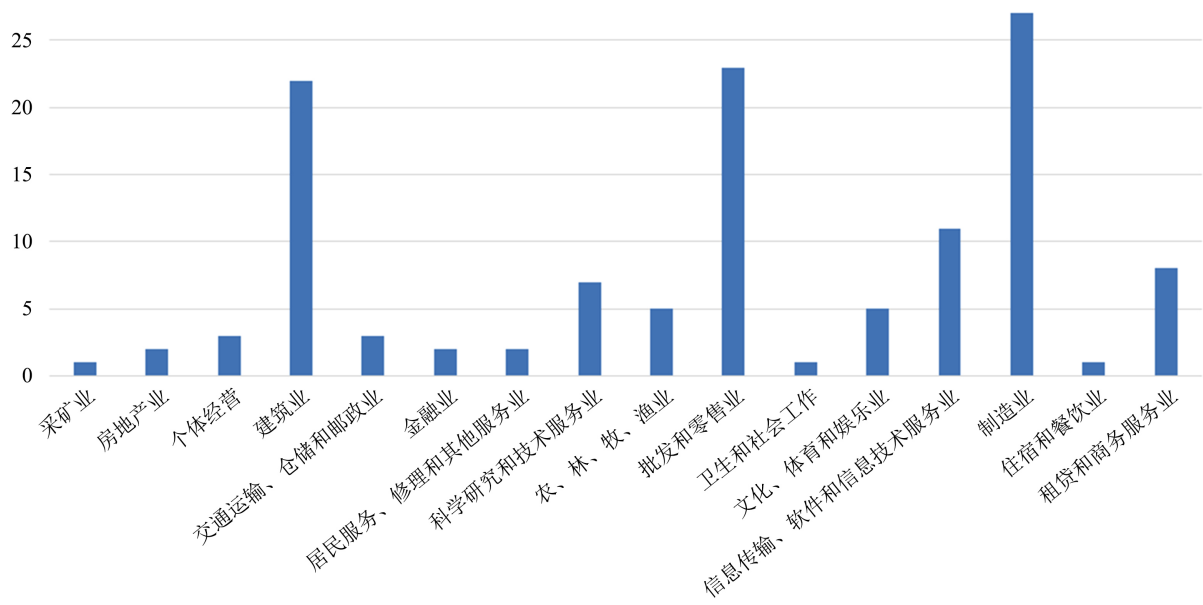


Figure 1. Annex 1 summary of enterprise industry categories
图 1. 附件 1 企业行业类别汇总

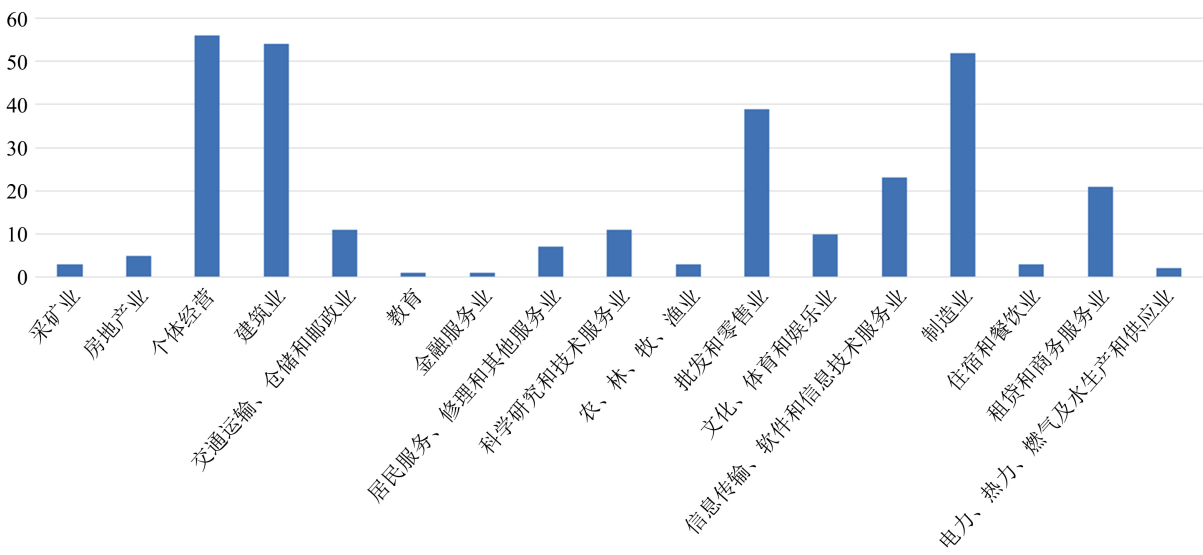


Figure 2. Annex 2 summary of enterprise industry categories
图 2. 附件 2 企业行业类别汇总

信贷风险量化的指标体系如表 2 所示。

Table 2. Quantitative index system of credit risk
表 2. 信贷风险量化指标体系

变量	影响因子
实力	销项金额 = 主营业务收入
	(销项金额 - 进项金额)/销项金额 = 毛利率
	进项金额 + 销项金额 = 现金流量
供求关系稳定性	进项发票销方企业数量
	销项发票购方企业数量
	进项发票总数
	销项发票总数
信誉评分	进项发票中负数发票率
	进项和销项作废发票率均值
外部因素	问题 1、2 中代表信贷政策影响；问题 3 中代表信贷政策和疫情影响的总和

2) BP 神经网络模型

a) 基于神经网络的经济预测方法[3]

对于非线性问题，传统的处理方法是尽量将其转化为线性问题，然后运用线性模型的理论和方法进行分析。但由于非线性系统有其区别于线性系统的特有属性，如许多非线性系统的解所具有的混沌性、分叉性以及对于参数和初值的敏感依赖性，若采用线性方法将不可避免地造成这些特性的丧失。近年来，随着人们对于非线性问题研究的深入，神经网络理论得到了快速发展，由于其具有自组织、自学习以及对于输入数据和规则的鲁棒容错能力，已被越来越多地应用于股市预测、经济预测及预警研究、人口预测领域等。

b) 非线性变化单元组成的前馈型人工神经网络模型

非线性变化单元组成的前馈型人工神经网络，简称为 B-P 网络。以二层网络为例，如图 3 所示。有 n 个输入， m 个输出，两个中间层。输入结点、中间结点和输出结点分别用下标 i 、 h 、 j 表示；由输入到中间层的 h 结点的权值用 W_{ih} 表示。

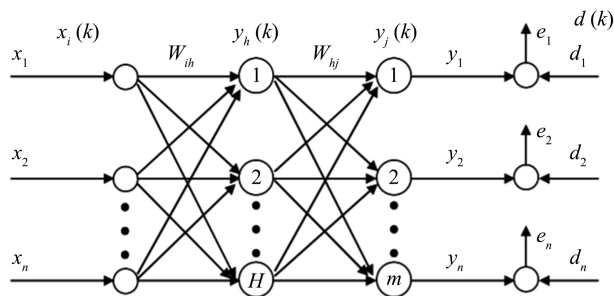


Figure 3. Schematic diagram of layer 2 network
图 3. 二层网络示意图

对于输入数据, 设其目标输出为 d , 而实际输出为 y . 为训练网络, 组成训练对, 上标表示训练对的序号. 既可以是二进制数, 也可以是连续值.

当输入第 k 个数据时, 中间层的结点 h 的输入加权和为

$$S_h(k) = \sum_i x_i(k) W_{ih}$$

相应地, 结点 h 的输出为

$$y_h(k) = f[S_h(k)] = f\left[\sum_i x_i(k) W_{ih}\right]$$

这时, 输出层结点 j 的加权和为

$$S_j(k) = \sum_h y_h(k) W_{hj} = \sum_h W_{hj} f\left[\sum_i x_i(k) W_{ih}\right]$$

输出层结点 j 的输出为

$$y_j(k) = f\left\{\sum_h W_{hj} f\left[\sum_i x_i(k) W_{ih}\right]\right\}$$

输出结点 j 的误差为

$$e_j(k) = d_j(k) - y_j(k)$$

如果用 k 个输入的所有输出结点的误差平方总和作为指标, 则有

$$J(W) = \frac{1}{2} \sum_k \sum_j [e_j(k)]^2$$

采用梯度规则, 由 J 对各个 W 求导, 可以求得使 J 减小的梯度, 调整权值的方向.

i) 由中间层到输出层的权值

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(W)}{\partial W_{hj}} &= \sum_k \frac{\partial J(W)}{\partial y_j(k)} \frac{\partial y_j(k)}{\partial S_j(k)} \frac{\partial S_j(k)}{\partial W_{hj}} \\ &= -\sum_k [d_j(k) - y_j(k)] f'[S_j(k)] y_h(k) \end{aligned}$$

定义

$$\delta_j(k) = e_j(k) f'[S_j(k)]$$

这样

$$\frac{\partial J(W)}{\partial W_{hj}} = -\sum_k \delta_j(k) y_h(k)$$

这样, 由中间层到输出层的权值 W_{hj} 调整量为:

$$\Delta W_{hj} = -\eta \frac{\partial J(W)}{\partial W_{hj}} = \eta \sum_k \delta_j(k) y_h(k)$$

ii) 由输入到中间层的权值 W_{ih} 的调整

前项计算关系如图 4 所示。

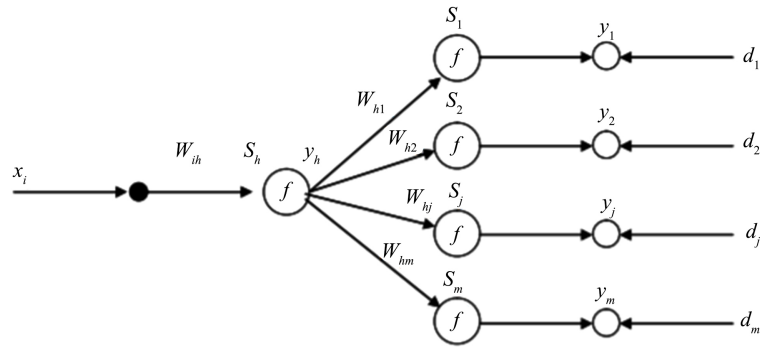


Figure 4. Calculation diagram of the preceding item

图 4. 前项计算关系图

前项计算关系

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(W)}{\partial W_{hj}} &= \sum_{k,j} \frac{\partial J(W)}{\partial y_j(k)} \frac{\partial y_j(k)}{\partial S_j(k)} \frac{\partial S_j(k)}{\partial y_h(k)} \frac{\partial y_h(k)}{\partial S_h(k)} \frac{\partial S_h(k)}{\partial W_{hj}} \\ &= -\sum_k [d_j(k) - y_j(k)] f'[S_j(k)] W_{hj} f'[S_h(k)] x_i(k) \end{aligned}$$

定义

$$\delta_h(k) = f'[S_h(k)] \sum_j W_{hj} \delta_j(k)$$

这样

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(W)}{\partial W_{ih}} &= -\sum_k \delta_h(k) y_i(k) \\ \Delta W_{ih} &= -\eta \frac{\partial J(W)}{\partial W_{ih}} = \eta \sum_k \delta_h(k) x_i(k) \end{aligned}$$

对任意层间权值调整的一般式

$$\Delta W_{pq} = -\eta \sum_k \delta_q(k) y_p(k)$$

其中 y_p 为 p 给 q 结点的输入； δ_q 为 p 和 q 连接的输出误差。 δ_q 由具体的层决定，对输出层

$$\begin{aligned} e_j(k) &= d_j(k) - y_j(k) \\ \delta_j(k) &= e_j(k) f'[S_j(k)] \end{aligned}$$

对于最后一个中间层

$$\begin{aligned} e_h(k) &= \sum_j W_{hj}(k) \delta_j(k) \\ \delta_h(k) &= e_h(k) f'[S_h(k)] \end{aligned}$$

如果前面还有中间层，则再利用上式计算，一直由输出误差 $e_j(k)$ 一层一层地反传计算到第 1 中间层为止。误差反馈示意图如图 5 所示。

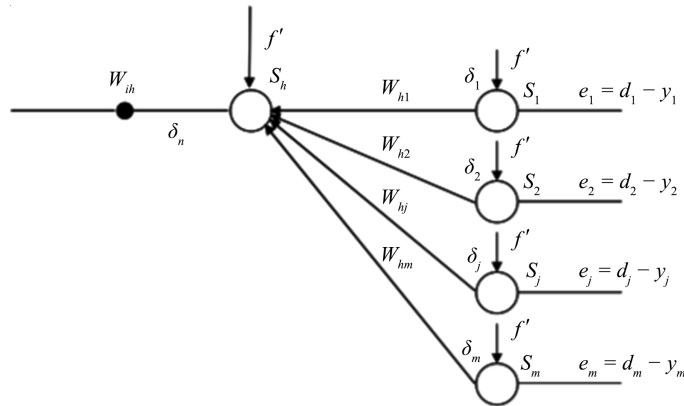


Figure 5. Schematic diagram of error feedback
图 5. 误差反馈示意图

iii) BP 网络的训练步骤

- ①用均匀分布随机数将各权值设定为一个小的随机数，如 $W[0] = [-0.2, 0.2]$
- ②从训练数据对 $[x(k), d(k)]$ 中，将一个输入数据加在输入端
- ③计算输出层的实际输出 $y(k)$
- ④计算输出层的误差

$$e_j(k) = d_j(k) - y_j(k)$$

$$\delta_j(k) = e_j(k) f'[S_j(k)]$$

式中 m 为输出层结点数

- ⑤计算中间层的误差

$$e_h(k) = \sum_l W_{hl}(k) \delta_l(k)$$

$$\delta_h(k) = e_h(k) f'[S_h(k)]$$

式中 h 为某一中间层的一个结点， H 为该中间层的结点数， l 为该中间层结点 h 的下一层的所有结点。

- ⑥对网络所有权值进行更新

$$W_{pq}(k+1) = W_{pq}(k) + \eta \delta_q(k) y_p(k)$$

式中 W_{pq} 由中间层结点 p 或输入 p 到结点 q 的权值， y_p 为结点 p 的输出或结点 q 的输入， η 为训练速率，一般取 0.01~1。

- ⑦返回②重复进行

3.1.3. 模型的分析

STEP1: 确定神经网络中的隐层节点数

根据以上的算法流程，利用 Matlab 编写 BP 神经网络算法程序。网络的输入和输出节点数是由实际问题决定的，与网络性能无关。而隐层节点数 L 利用下面的经验公式来确定：

$$L = \sqrt{0.43nm + 0.12m^2 + 2.54n + 0.77m + 0.35 + 0.51} \quad (4.1)$$

其中， n 、 m 分别为输入节点数目与输出节点数目。

代入数据，可得信誉评分含有 3 层网络，第一层有 2 个输入神经节点，第二层有 3 个隐层神经元，

第三层有 1 个输出神经节点；信贷风险评分含有 3 层网络，第一层有 10 个输入神经节点，第二层有 6 个隐层神经元，第三层有 1 个输出神经节点。

STEP2: 处理后的指标代入程序，预测本次借贷行为各企业的信誉评分和信贷风险评分

将附件 1 中违约记录“是”和“否”分别赋值 1 和 0，连同企业实力、供求关系稳定性、信誉的其余 9 个因素代入程序。

预测和已知信贷风险评分对比如图 6 所示。

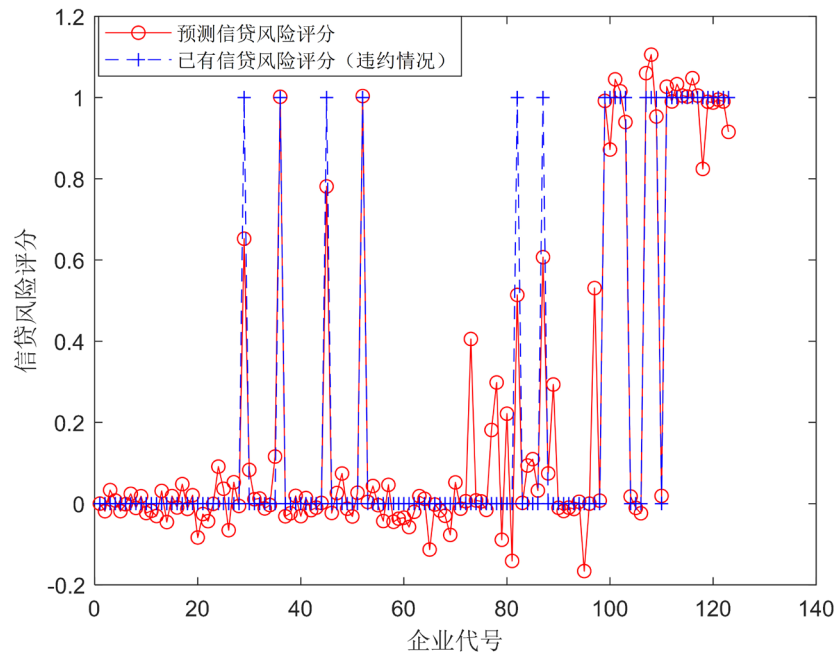


Figure 6. Comparison between forecast and known credit risk score
图 6. 预测和已知信贷风险评分对比

因为违约与否是由企业各项指标如信誉、实力等影响而导致的结果，所以我们把程序中输出的违约状况数值作为银行对该企业信贷风险的评分。

将附件 1 中企业的信誉评级 A, B, C, D 分别赋值评分 100, 80, 60, 40，连同影响信誉的进项发票中负数发票率、进项和销项平均作废发票率 2 个因素代入程序。预测和已知信誉评分对比如图 7 所示。

根据预测输出信誉评分结果，将企业信誉评级依据评分划分区间，如表 3 所示。

Table 3. Credit rating division
表 3. 信誉评级划分

信誉评分	信誉评级
$[80, +\infty)$	A
$[60, 80)$	B
$[40, 60)$	C
$(-\infty, 40)$	D

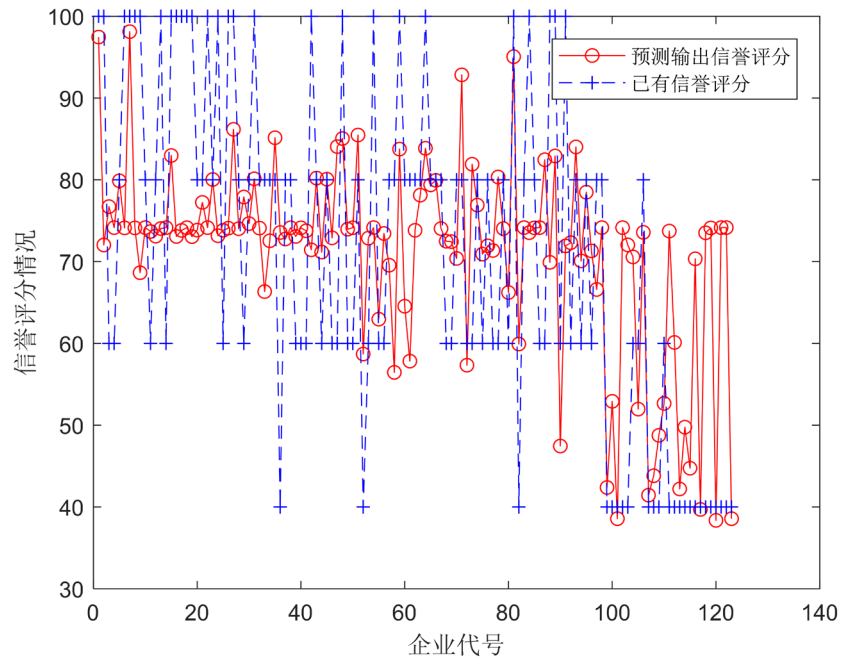


Figure 7. Forecast and known reputation score comparison
图 7. 预测和已知信誉评分对比

数理统计中均方误差是指参数估计值与参数真值之差平方的期望值，记为 mse 。 mse 是衡量“平均误差”的一种较方便的方法， mse 可以评价数据的变化程度， mse 的值越小，说明预测模型描述实验数据具有更好的精确度。信贷风险评分和信誉评分的均方误差分别如图 8 和图 9 所示。

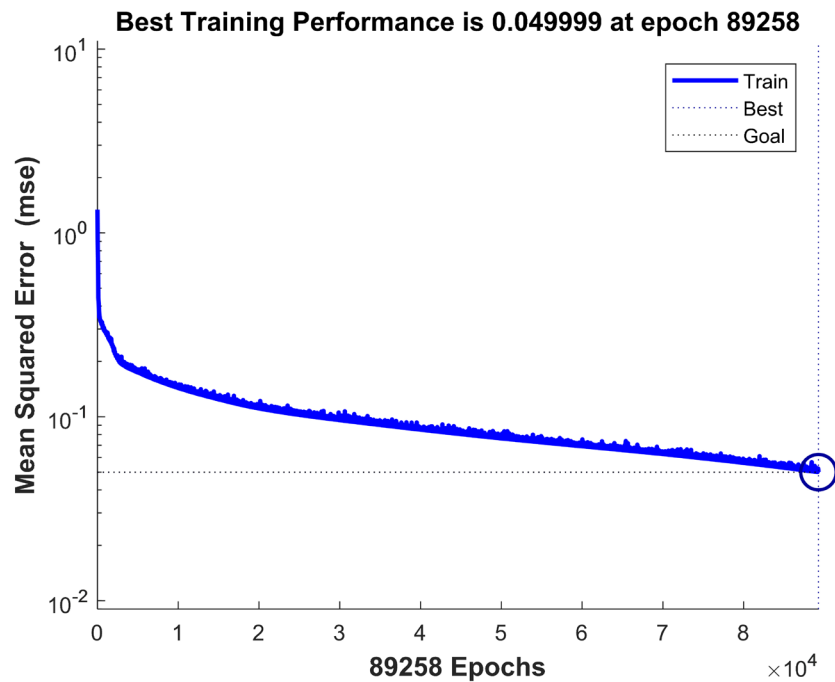


Figure 8. Mean square error of credit risk score
图 8. 信贷风险评分的均方误差

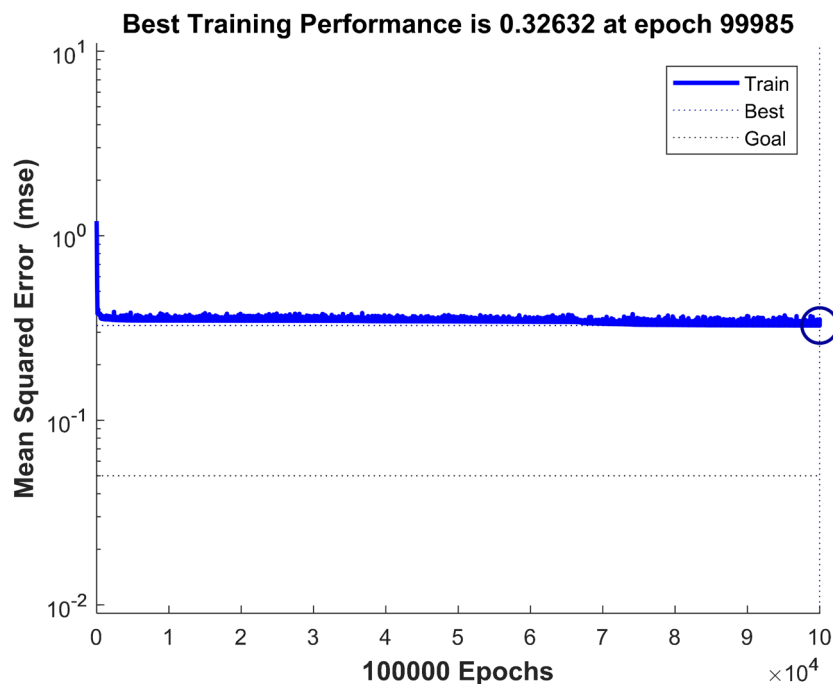


Figure 9. Mean square error of reputation score
图 9. 信誉评分的均方误差

由 Best 指标可看出, 信贷风险评分和信誉评分在训练次数分别达到最大值即 89,258 和 99,985 次时, 均方误差最小, 为 0.05 和 0.33, 数值均较小, 此次预测精确度较高。

STEP3: 分析企业的信贷风险, 决定是否提供贷款

由附件 1 数据可得信用评级为 D 的企业全部具有违约记录, 我们规定企业信贷风险评分大于等于 0.5 时违约, 小于 0.5 时不违约。由于已有违约记录和信贷风险评分大于等于 0.5 的企业无法还款的风险过大, 因此不予考虑发放贷款。

STEP4: 确定贷款额度分配方案

从模型对企业的信贷风险评分结果可看出, 在 10 个影响因素的作用下, 每个企业得出的评分各不相同。将每个企业的信贷风险评分和所有企业信贷风险评分总和之比作为每个企业的信贷风险比例, 即

$$\gamma_i = \frac{X_i}{\sum_{i=1}^{123} X_i} \quad (4.2)$$

在贷款总额固定的情况下, 银行依据信贷风险比例决定分配方式。企业的信贷风险评分越小, 给予越大的贷款额度。每个企业得到的额度占总额的比例为:

$$\partial_i = \frac{1 - \frac{X_i}{\sum_{i=1}^{123} X_i}}{\sum_{i=1}^{123} \left(1 - \frac{X_i}{\sum_{i=1}^{123} X_i} \right)} \quad (4.3)$$

其中, X_i 表示第 i 个企业的信贷风险评分, γ_i 表示第 i 个企业的信贷风险比例, δ_i 表示在贷款总额固定时, 第 i 个企业的分得的额度比例。

STEP5: 确定贷款利率分配方案

用 Matlab 分别得出附件 3 中信誉评级为 A, B, C 企业贷款年利率和客户流失率的拟合关系式及关系图, 分别如图 10、图 11、图 12 所示。

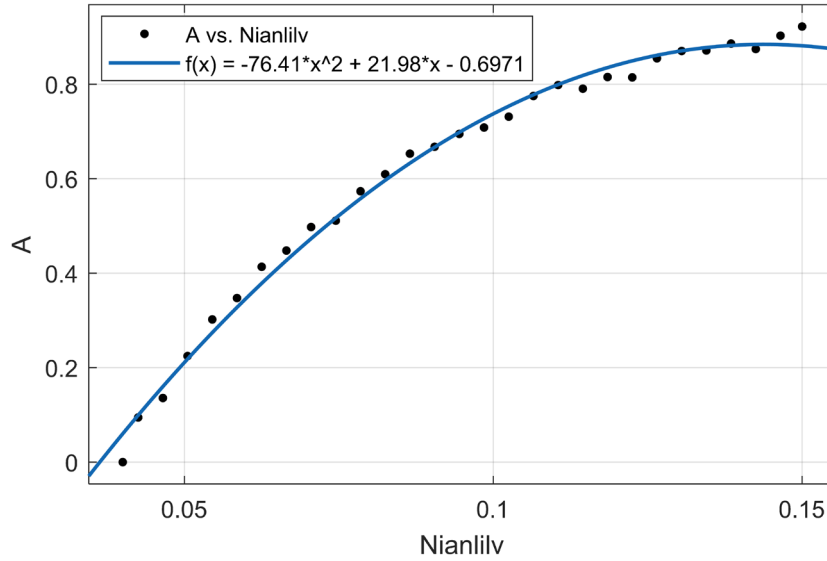


Figure 10. Relationship between annual interest rate and customer turnover rate of reputation Class A enterprises

图 10. 信誉 A 级企业年利率与客户流失率关系图

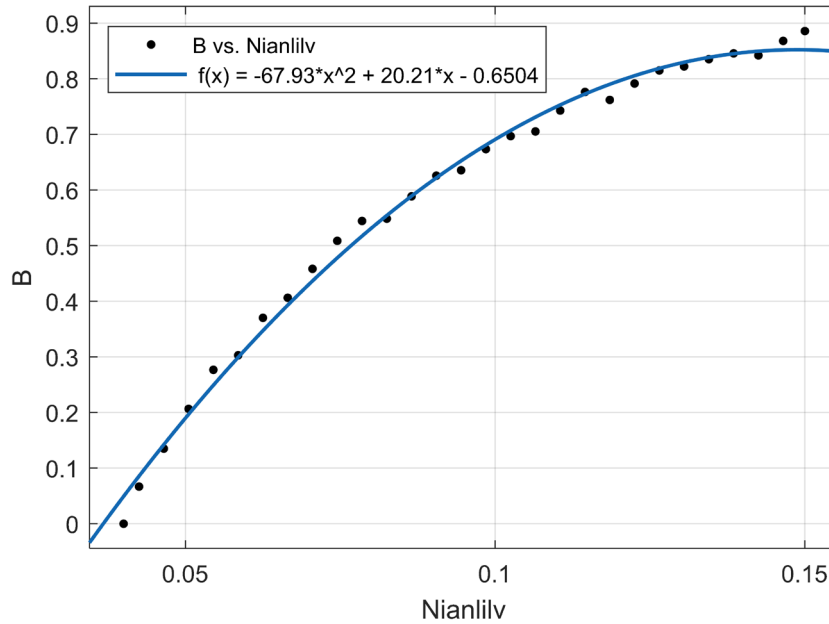


Figure 11. Relationship between annual interest rate and customer turnover rate of reputation B enterprises

图 11. 信誉 B 级企业年利率与客户流失率关系图

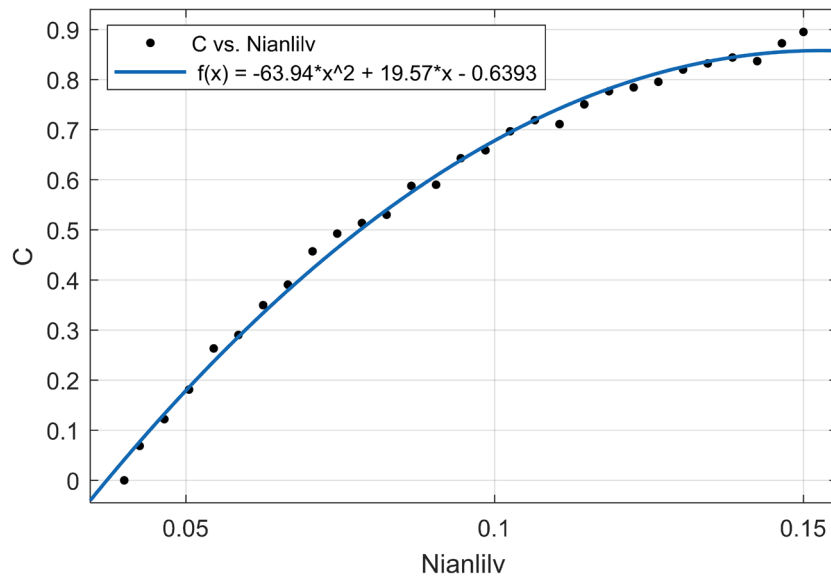


Figure 12. Relationship between annual interest rate and customer turnover rate of credit grade C enterprises

图 12. 信誉 C 级企业年利率与客户流失率关系图

其中, x 表示贷款年利率, 客户流失率 ε 可表示为 x 的二次方程。不同评级的方程分别如下:
信誉评级为 A:

$$f(x) = -76.41x^2 + 21.98x - 0.6971 \quad (4.4)$$

信誉评级为 B:

$$f(x) = -67.93x^2 + 20.21x - 0.6504 \quad (4.5)$$

信誉评级为 C:

$$f(x) = -63.94x^2 + 19.57x - 0.6393 \quad (4.6)$$

1) 只考虑信誉评级, 不考虑影响信贷风险的其他因素时
将企业按不同评级分为 3 类, 则银行的净收益 W 为

$$W = W_1 + W_2 + W_3 \quad (4.7)$$

其中, W_1 , W_2 , W_3 表示银行在评级 A, B, C 类企业中各自获得的净收益。

可得

$$W_1 = M_1 \times x \times (1 - \varepsilon) \times N_1 \quad (4.8)$$

$$W_2 = M_2 \times x \times (1 - \varepsilon) \times N_2 \quad (4.9)$$

$$W_3 = M_3 \times x \times (1 - \varepsilon) \times N_3 \quad (4.10)$$

$$\varepsilon = f(x) \quad (4.11)$$

其中, M_1 , M_2 , M_3 为银行为 A, B, C 评级的企业各自的放贷总额, 在上一步中我们已经制定好银行对每个企业的贷款额度分配策略, 而放贷总额固定, 因此 M_1 , M_2 , M_3 为已知量; N_1 , N_2 , N_3 为 A, B, C 评级的企业数量, 在附件 1 中已知为 19, 70, 6。因此, 我们只需求出 A, B, C 评级各自对应 $x \times (1 - \varepsilon)$

中 x 的局部最大值, 即可得到银行净收益 W 的最大值; 此时, 3 个评级对应的 3 个年利率即为银行的利率分配结果。

把数据代入 Matlab 可得, A, B, C 对应的 x 最大值分别为 0.0541, 0.0575 和 0.0589, $x \times (1 - \varepsilon)$ 的图像分别如图 13、图 14、图 15 所示。

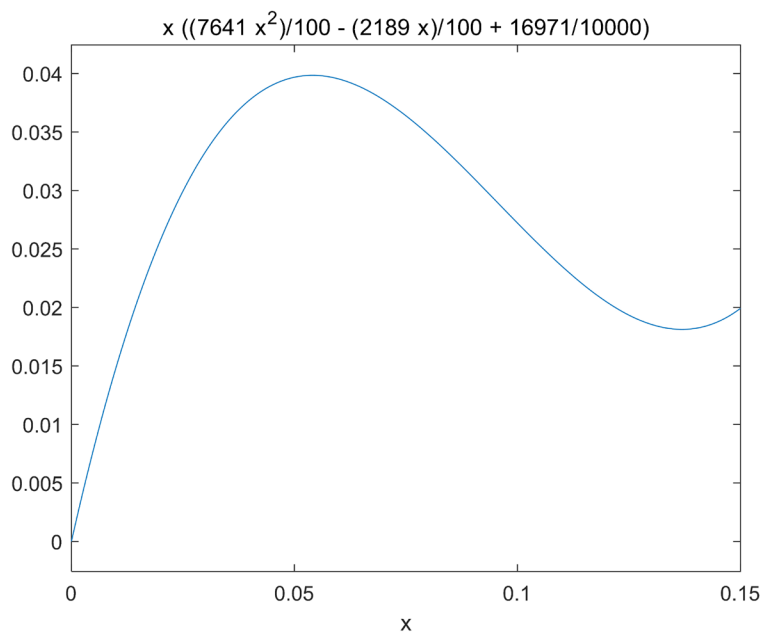


Figure 13. Reputation Class A enterprise image $x \times (1 - \varepsilon)$

图 13. 信誉 A 级企业 $x \times (1 - \varepsilon)$ 图像

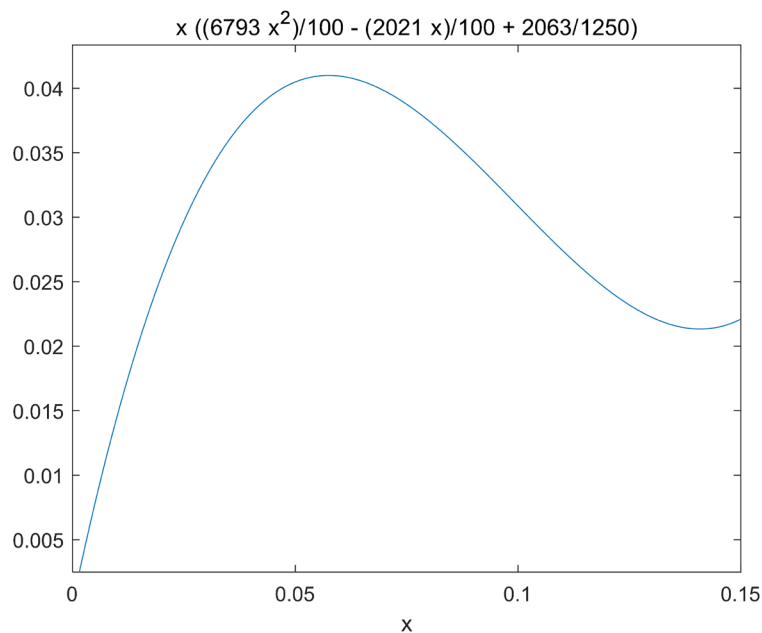


Figure 14. Reputation Class B enterprise image $x \times (1 - \varepsilon)$

图 14. 信誉 B 级企业 $x \times (1 - \varepsilon)$ 图像

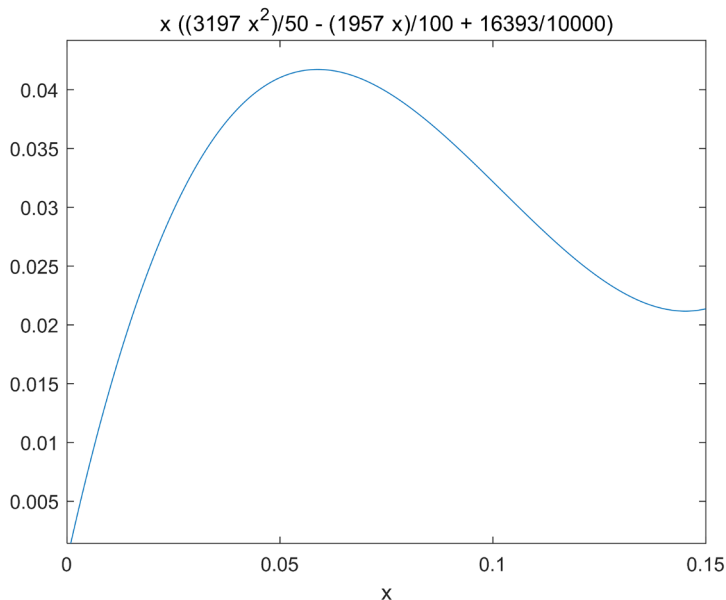


Figure 15. Reputation Class C enterprise image $x \times (1 - \varepsilon)$

图 15. 信誉 C 级企业 $x \times (1 - \varepsilon)$ 图像

2) 考虑影响信贷风险的其他因素，根据企业的具体情况进行利率的调整

根据中国人民银行官网中各商业银行的流动资金贷款利率，按照中国人民银行总行规定的可上浮 20%、下浮 10% 的浮动幅度，依据产业政策、企业状况、信用评估后效益等级确定实行有差别的浮动利率。因此我们确定利率优惠的范围为[-10%, 20%]。然后代入上一步求得的最优解，得到三个评级经调整后相应的利率 x 的取值范围如表 4 所示。

Table 4. Annual interest rate range for each credit rating

表 4. 各信誉评级的年利率范围

信誉评级	年利率取值范围
A	[0.04869, 0.06492]
B	[0.05175, 0.0690]
C	[0.05301, 0.07068]

以信贷风险评分为自变量，利率为因变量，建立与 3 个评级相对应的一元一次线性方程：

$$x = kX + b$$

此方程表示利率在企业信誉的基础上，依据其信贷风险进一步调整。

由 Matlab 计算可得，A 级企业的信贷风险范围为[-0.14, 0.41]，B 级企业的信贷风险范围为[-0.17, 0.22]，C 级企业的信贷风险范围为[-0.06, 0.02]。

将两端点坐标代入公式，可确定系数 k 和 b 的值。得到 A, B, C 级对应的方程为：

A 级: $x = 0.03 * X + 0.05$ (4.12)

B 级: $x = 0.05 * X + 0.06$ (4.13)

C 级: $x = 0.23 * X + 0.07$ (4.14)

由以上方程，银行将企业的信贷风险评分代入该信誉评级相对应的方程，即可得出对该企业的利率分配策略。最终对 95 家企业发放贷款，依据题目所给条件，每家企业贷款额度为 10~100 万元，年利率均在 4%~15%间，贷款期限均为 1 年。部分企业信贷策略如表 5 所示。

Table 5. Credit strategy
表 5. 信贷策略

企业代号	贷款额度占比	年利率
E1	0.010637	0.052884
E7	0.010411	0.053602
E15	0.010463	0.053436
...
E90	0.010733	0.06394
E105	0.010736	0.063879
E110	0.01046	0.070677

3.2. 实例预测

对于搜集的 302 家企业的信贷风险进行量化分析，在银行在年度信贷总额为 1 亿元时对这些企业的信贷策略。数据代入建立的信贷风险模型，预测所给企业的信誉评分和信贷风险评分(违约状况)，决定是否放贷；最后根据信贷风险评分和信誉评分进行贷款额度和利率的决策。

STEP1: 将所给数据代入 BP 神经网络模型，预测企业的信誉评分和信贷风险评分

附件 2 相比较附件 1 缺少了信誉评级和违约状况的数据。通过在问题 1 中的学习并用梯度下降法进行训练，设定学习速率和最大训练轮回，然后利用训练好的 BP 网络对新数据进行仿真，得出信贷风险评分和信誉评分的预测值。预测的信贷风险评分和信誉评分分布如图 16、图 17 所示。

根据问题 1 中信誉评分与评级的规则，将预测的各个企业的信誉评分转化为相应的信誉评级，信誉评级 A, B, C 等级的企业分别有 47, 163, 12 个。

STEP2: 分析企业的信贷风险，决定是否提供贷款

根据预测的信贷风险评分，分值大于等于 0.5 的企业违约风险过大，因此我们将这些企业剔除，不予放贷。

STEP3: 确定贷款的额度分配

将本题中预测的信贷风险评分代入问题 1 制定的贷款额度分配方案，得到银行分给每个企业的额度比例。而本题中给出了该银行在年度信贷总额为 1 亿元，因此我们可以得出每个企业分得的额度具体金额，即

$$E_i = 1 \times 10^4 \times \partial_i \tag{4.15}$$

$$\partial_i = \frac{1 - \frac{X_i}{\sum_{i=1}^{123} X_i}}{\sum_{i=1}^{123} \left(1 - \frac{X_i}{\sum_{i=1}^{123} X_i} \right)} \tag{4.16}$$

其中， ∂_i 表示第 i 个企业的分得的额度比例， X_i 表示第 i 个企业的信贷风险评分， E_i 是第 i 个企业分得的额度具体金额。

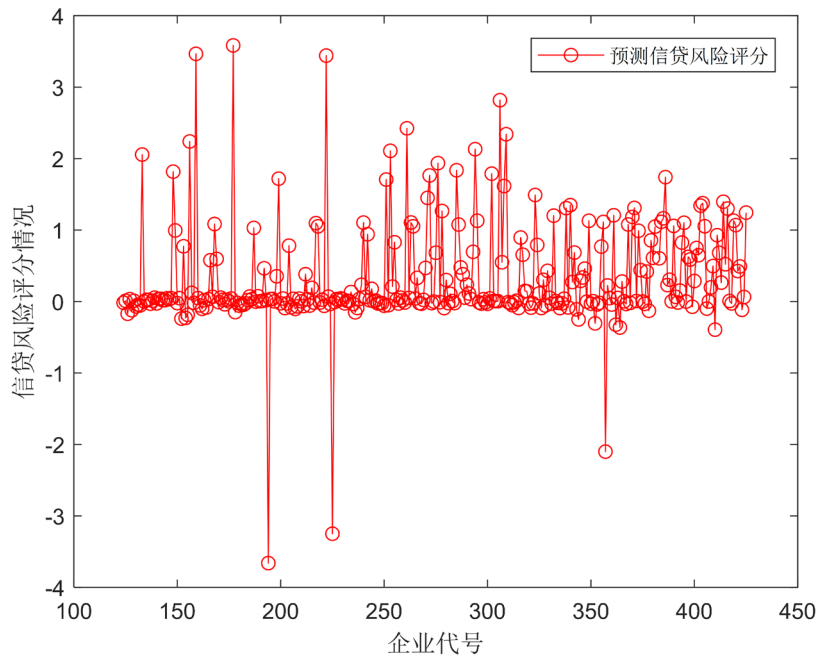


Figure 16. Question 2 credit risk score forecast

图 16. 问题 2 信贷风险评分预测

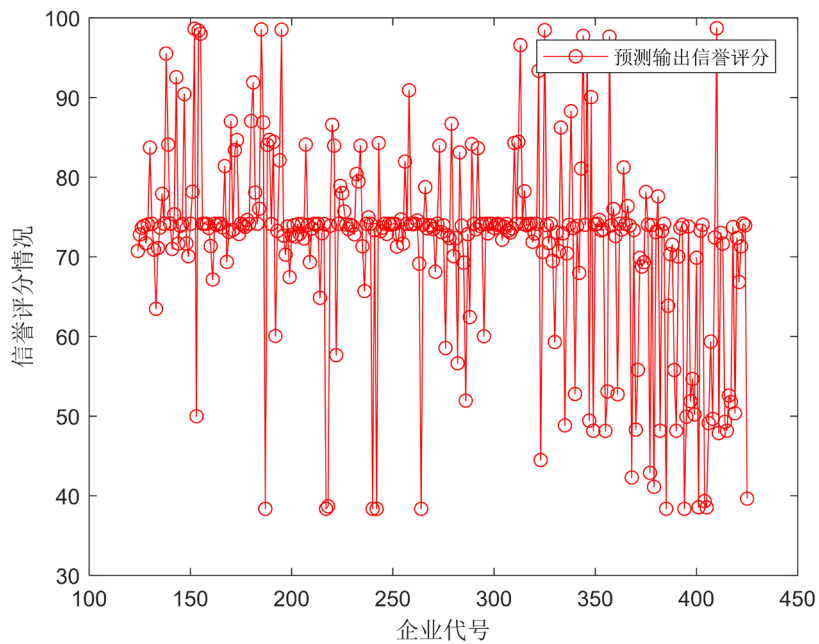


Figure 17. Question 2 reputation score forecast

图 17. 问题 2 信誉评分预测

STEP4: 确定贷款的利率分配

由于附件 3 中年利率与客户流失率的关系对附件 1, 2 具有普适性, 因此问题 1 所得的年利率与客户流失率的拟合方程以及三个信誉评级下对应的年利率最大值在本问中依然适用。我们通过 Matlab 计算可以得到附件 2 中 A 级企业信贷风险评分的范围为 $[-3.66, 0.34]$, B 级企业信贷风险评分的范围为 $[-3.25,$

0.50], C 级企业信贷风险评分的范围为[-0.10, 0.46]

以信贷风险评分为自变量, 利率为因变量, 将两端点坐标代入问题 1 中建立的线性方程 $x = kX + b$, 确定系数 k 和 b 的值。得到 A、B、C 级对应的方程如下:

$$\text{A 级:} \quad x = 0.004 * X + 0.064 \quad (4.17)$$

$$\text{B 级:} \quad x = 0.005 * X + 0.067 \quad (4.18)$$

$$\text{C 级:} \quad x = 0.032 * X + 0.056 \quad (4.19)$$

由以上方程, 银行将企业的信贷风险评分代入该信誉评级相对应的方程, 即可得出对该企业的利率分配策略。根据题目所给的额度和利率范围, 预测年利率小于 4% 的企业按 4% 计算, 预测年利率大于 15% 的企业按 15% 计算, 预测贷款额度小于 10 万元的企业按 10 万元计算, 预测贷款额度大于 100 万元的企业按 100 万元计算。贷款期限均为 1 年。部分企业信贷策略如表 6 所示。

Table 6. Credit strategy

表 6. 信贷策略

企业代号	贷款额度占比	贷款额度(万元)	年利率
E130	0.004774	47.7373	0.06327
E138	0.004418	44.1771	0.063594
E139	0.004227	42.2691	0.063767
...
E407	0.004467	44.6717	0.066206
E408	0.003586	35.8610	0.111623
E417	0.004433	44.3318	0.067958

4. 总论

考虑影响信贷策略的因素, 确定了 10 个影响因子和 4 个评价维度, 构建了信贷风险量化的指标体系; 再借助 BP 神经网络预测模型确定各因素的影响权重, 预测违约状况和信誉评分, 决定是否放贷; 最后, 将年利率和客户流失率考虑其中, 构建利率和贷款额度决策模型, 由于年度信贷总额固定, 因此计算了各企业贷款额度占总额的比例, 最终决定对 95 家企业发放贷款, 并得到了使银行收益最大化的贷款年利率和贷款额度占比。

建立的信贷风险模型, 用 BP 神经网络模型预测所给企业的信誉评分和信贷风险评分, 进而预测企业是否违约, 最终决定是否放贷; 最后根据信贷风险评分和信誉评分, 使用利率和贷款额度决策模型, 在年度信贷总额为 1 亿元的条件, 进行贷款额度和利率的决策, 决定对 222 家企业发放贷款。

参考文献

- [1] 唐桂增. 我国商业银行国内贸易融资业务及发展对策研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2010.
- [2] 饶立新, 郭励才. 规范负数增值税专用发票管理的对策[J]. 税务研究, 2002(9): 32.
- [3] 卓金武. MATLAB 在数学建模中的应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011.