

文章编号:1000-6788(2004)11-0001-08

基于模糊神经网络的商业银行信用风险评估模型研究

吴 冲, 吕静杰, 潘启树, 刘云焘

(哈尔滨工业大学管理学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 在确立了商业银行信用风险评价指标体系的基础上,建立了基于模糊神经网络的商业银行信用风险评估模型. 该网络具有四个因子输入,一个衡量商业银行信用风险的输出,总共六层的结构,且模糊规则层具有根据具体问题情况进行调节的能力,优于神经网络完全黑箱操作的特点. 利用 Matlab6.1 对 167 组样本数据进行实证分析,训练结果表明网络预测误差小.

关键词: 商业银行;信用风险评估;模糊神经网络;实证研究

中图分类号: F272.5; F832.42

文献标识码: A

Study on Credit Risk Assessment Model of Commercial Banks Based on Fuzzy Neural Network

WU Chong, LÜ Jing-jie, PAN Qi-shu, LIU Yun-tao

(School of Management, Harbin Institute of Technology, Harbin Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** A commercial bank credit risk assessment model based on fuzzy neural network is established using the credit assessment index system established for commercial banks. This network is a 6-storey structure with 4 factor inputs and one output measuring the credit risk of commercial banks. The fuzzy rule layer has the capability of making necessary adjustments in accordance with specific conditions of problems. The operation of this model is much better than the totally black-box operation of a neural system. A substantiation analysis has been made with 167 groups of sampled data using Matlab 6.1, and training results indicate that the network prediction has less error.

**Key words:** commercial bank; credit risk assessment; fuzzy neural network; substantiation research

1 问题的提出

商业银行作为国民经济的“总枢纽”和金融信贷中心,发挥着融通资金、引导资金流向和调节社会供需平衡等诸多不可替代的重要作用. 然而,商业银行在营运过程中无时无刻不面临着各种金融风险,其中,信用风险占有特殊的重要地位,世界银行对全球银行业危机的研究表明,导致银行破产的最常见的原因就是信用风险<sup>[1]</sup>.

信用风险的实质是信贷资金安全系数的不确定性,这种不确定性实际强调的是信贷资金形成呆帐的可能性. 然而长期以来,信用风险评估一直被看作是模式识别中的一类“分类”问题,依据的信用风险衡量标准是贷款企业“违约与否”,形成信用风险的分类评估模式. 随着信用风险的迅猛膨胀以及信贷决策的日益复杂化,分类评估模式所反映的有限的经济信息已经远不能满足信贷风险决策的需要. 在此,本文欲建立一个基于模糊神经网络的商业银行信用风险的评价模型.

2 商业银行信用风险评价指标体系

2.1 指标选择原则

收稿日期:2003-11-10

资助项目:国家社会科学基金(02BJY126);黑龙江省青年科学基金(QC04C25)

作者简介:吴冲(1971—),男,黑龙江省哈尔滨人,副教授,管理科学与工程博士后,主要研究方向:金融工程,预测与决策理论与方法,Email:wuchong@hit.edu.cn

### 1) 与我国国情相结合,具有可操作性

我国目前资本市场上,伪造、编造会计凭证、会计账簿和编制虚假财务会计报表现象非常严重,因此过多或完全采用财务指标不但忽视其他非财务因素的影响,结果的真实可靠性也会受到质疑.

### 2) 以巴塞尔新资本协议为指引,以内部评级结果为基础

巴塞尔协议规定世界商业银行在2004年必须开始使用内部评级法.我国银行于1998年颁布了贷款风险分类指导原则,并与2002年开始正式实行贷款五级分类管理,在选择指标和确定计量模型的时候应该充分结合两者的需求,以便模型具有实用性.

### 3) 学习国外同业的成熟经验和国际标准

西方商业银行发展时间较长,在信用风险管理方面已经积累了大量的经验,形成了不同的模型和标准.我们在研究信用风险时,也必须学习国外同业的成熟经验和国际标准,与中国的具体国情相结合.

### 4) 可预见性原则

指标体系的设置和信用风险的评估,目的在于深入挖掘贷款企业和银行本身潜在的风险信息,因此指标应该能够体现未来的发展趋势.

## 2.2 信用风险评估指标体系的构建

传统信用风险评估指标体系往往仅含有数个财务指标,而且并未将贷款方式切实引入评估范围,依此对信用风险进行判别,其评估结果难以令人信服.同一企业在不同贷款方式下其信用风险是不同的,贷款方式的“多样性”决定了信用风险的“相对性”,即信用风险的评估结果应是相对特定贷款方式的量化值.而传统评估模型在对样本进行学习、训练的过程中对贷款方式的影响不加以区分,甚至不加以考虑,这样势必会形成不容忽视的“系统性误差”,不能反映信用风险的“相对性”特征.综合考虑信用风险的各影响要素,依据指标选择原则,借鉴我国财政部统计评价司的企业绩效评价指标体系和中国工商银行企业资信评估指标体系以及国内外有关文献的相关数据,兼顾我国信用风险的特殊性和数据的可获得性,最终确定以下16项指标用作商业银行信用风险评估:流动比率、速动比率、超速动比率、营运资金/总资产、资产负债率、净资产收益率、资产收益率、销售净利率、销售收入/总资产、成本费用利润率、存货周转率、应收账款周转率、总资产周转率、流动资产周转率、固定资产周转率、贷款方式.

## 3 模型的提出

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)应用于商业银行信用风险评估,无论从思想上,还是从技术上都是对传统评估方法<sup>[2-4]</sup>的一种拓宽和突破,解决了传统评估方法难以处理高度非线性模型、缺少自适应能力、信息和知识获取的间接、费时、效率低等困难,从而为模型实用化奠定了基础<sup>[5]</sup>.

但同时我们也应该看到,神经网络用于信用风险评估具有一定的片面性和盲目性等缺点.例如神经网络的训练是在黑箱中进行的,这种运算摒弃许多行业经验和专家经验,具有一定的盲目性,人们不能对之进行干预<sup>[6-8]</sup>.神经网络适合于对数量指标的分析,而忽略对影响因素中的定性指标的分析,显然是不合理的、片面的.而且用神经网络来评价经济问题时,很难说明神经网络训练后,各网络参数和阈值的经济含义,使得模型缺乏说服力.

在考虑到神经网络用于商业银行信用风险评估的进步性和局限性的基础上,本文提出用模糊神经网络来评估商业银行信用风险.首先,模糊神经网络可以对模糊向量进行分析预测,如很多经济指标可能为如下形式:“贷款企业管理者经营管理能力高、中、低”;“贷款企业发展前景好、一般、不好”等.运用模糊神经网络就可以在一定程度上克服神经网络的片面性;其次模糊神经网络的运算不完全是黑箱操作,信用分析人员可以根据实际经验,调整模糊运算规则,这样可以在一定程度上解决神经网络的盲目性问题.故我们认为将模糊神经网络用于商业银行信用风险问题的评估,具有一定的进步性,是一种有益的尝试,同其他方法相比,本评价方法具有科学、简洁、可操作性强等特点,而且模型的结构与方法应用前景广阔.

## 4 模糊神经网络模型的确定

### 4.1 模糊神经网络的输入和输出

四个输入向量,依次为营运能力因子、偿债能力因子、盈利能力因子和贷款方式因子.营运能力因子包

括应收账款周转率、总资产周转率、流动资产周转率、固定资产周转率;偿债能力因子包括流动比率、速动比率、超速动比率、营运资金/总资产、资产负债率、存货周转率;盈利能力因子包括净资产收益率、资产收益率、销售净利率、销售收入/总资产、成本费用利润率;贷款方式因子包括贷款方式。

一个输出变量,用贷款到期时尚未偿还的贷款额除以总的贷款额得到。

#### 4.2 模糊神经网络算法

本文选用混合学习算法:最陡下降和LSE 最小二乘估计结合的算法<sup>[9,10]</sup>。

模型只有一个输出,表示为:

$$O = F(B_i, S), \quad (1)$$

其中  $B_i$  为输入向量,  $S$  为参数集,  $F$  为网络所实现的整体函数。如果存在函数  $H$  使复合函数  $H \cdot F$  对  $S$  中的某些元素是线性的,则这些元素可通过最小二乘方法识别得到。更正式地,如果参数集  $S$  可以被分为两个集合:

$$S = S_1 \oplus S_2 \quad (2)$$

使得  $H \cdot F$  对  $S_2$  中的元素是线性的,则通过对方程(1)施加  $H$  算子,有

$$H(O) = H \cdot F(B_i, S) \quad (3)$$

它对  $S_2$  中的元素是线性的。现给出  $S_1$  中的元素值,我们可以给出方程(3)输入  $P$  对训练数据,并得到一个矩阵方程:

$$A\theta = y \quad (4)$$

其中  $\theta$  为未知向量,其元素是  $S_2$  中的参数。因此这是一个标准的线性最小二乘问题,使  $\|A\theta - y\|^2$  最小化的  $\theta$  的最优解为最小二乘估计器(LSE)  $\theta^*$ :

$$\theta^* = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (5)$$

其中  $A^T$  是  $A$  的转置,如果  $A^T A$  非奇异,  $(A^T A)^{-1} A^T$  是  $A$  的伪逆。具体地,设(4)中定义的矩阵  $A$  的第  $i$  行向量为  $a_i^T$ ,  $y$  的第  $i$  个元素为  $y_i^T$ ,则可以按照下式迭代计算  $\theta$ :

$$\begin{cases} \theta_{i+1} = \theta_i + P_{i+1} a_{i+1} (y_{i+1}^T - a_{i+1}^T \theta_i), \\ P_{i+1} = P_i - \frac{P_i a_{i+1} a_{i+1}^T P_i}{1 + a_{i+1}^T P_i a_{i+1}}, \quad i = 0, 1, \dots, P-1, \end{cases} \quad (6)$$

其中最小二乘估计器  $\theta^*$  等于  $\theta_P$ 。计算(6)式所需的初始条件为  $\theta_0 = 0$  及  $P_0 = \gamma I$ , 其中  $\gamma$  是一个大的正数,  $I$  是维数为  $M \times M$  的单位矩阵。这些初始条件对辨识  $\theta^*$  所起的作用很大。

下面综合最陡下降和LSE 结合的算法来计算网络参数。计算的每个周期包括一个前向传递过程和一个反向传递过程。在前向传递过程中,每给出一个输入向量后,就逐层计算网络节点的输出直到得到(4)中矩阵  $A$  和  $y$  的相应行。对所有的训练数据重复这一过程以形成完整的  $A$  和  $y$ ;随后  $S_2$  中的参数就可以由(5)中的一个伪逆公式或是由(3)中的递归最小二乘公式进行辨识。辨识  $S_2$  中的参数后,我们可以为每个训练数据对计算误差指标。

在反向传递过程中,假定一个  $L$  层网络,第  $l$  层 ( $l=0, 1, \dots, L; l=0$  表示输入层)层有  $N(l)$  个节点。第  $l$  层有  $i$  个节点  $\{i=1, \dots, N(l)\}$  的输出及函数可以分别表示为  $X_{l,i}$  和  $f_{l,i}$ ,我们有如下的通用表达式:

$$X_{l,i} = f_{l,i}(X_{l-1,1}, \dots, X_{l-1,N(l-1)}, \alpha, \beta, \gamma, \dots), \quad (7)$$

其中  $\alpha, \beta, \gamma, \dots$  是此节点的参数。

设给定训练数据集  $P$  对数据,将第  $p$  对 ( $1 \leq p \leq P$ ) 数据的误差指标定义为误差的平方和:

$$E_p = \sum_{k=1}^{N(L)} (d_k - X_{L,k})^2, \quad (8)$$

其中  $d_k$  为第  $p$  个期望输出向量的第  $k$  个分量,  $X_{L,k}$  为给网络施加第  $p$  个输入向量所产生的实际输出向量的第  $k$  个分量,(为简化表示,对  $d_k$  和  $X_{L,k}$  省去了下标  $p$ )。显然如果  $E_p = 0$ ,则网络就能精确复现第  $p$  个训练数据中的期望输出向量。因此我们的任务就是使得定义为  $E = \sum E_p$  的整体误差最小。

定义误差  $\epsilon_{L,i}$  为误差指标  $E_p$  的第  $L$  层第  $i$  个节点输出的导数,符号表示为:

$$\epsilon_{L,i} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial X_{L,i}}. \quad (9)$$

对第  $I$  层第  $i$  个输出节点的误差信号可以直接计算:

$$\epsilon_{L,i} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial X_{L,i}} = \frac{\partial E_p}{\partial X_{L,i}}, \quad (10)$$

对第  $I$  层第  $i$  个位置的内部节点误差信号可由链式法则推导而得:

$$\epsilon_{L,i} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial X_{L,i}} = \sum_{m=1}^{N(L+1)} \frac{\partial^+ E_p}{\partial X_{L,i}} \frac{\partial f_{L+1,m}}{\partial X_{L,i}} = \sum_{m=1}^{N(L+1)} \epsilon_{L+1,m} \frac{\partial f_{L+1,m}}{\partial X_{L,i}}, \quad (11)$$

其中  $0 \leq I \leq L-1$ . 即第  $I$  层内部节点误差信号可以表示为第  $I+1$  层节点误差信号的线性组合.

整体误差指标  $E$  相对于  $\alpha$  的导数为:

$$\frac{\partial^+ E}{\partial \alpha} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial^+ E_p}{\partial \alpha}. \quad (12)$$

因此,对无线性最小化的简单最陡下降法而言,通用参数  $\alpha$  的更新公式为:

$$\Delta \alpha = -\eta \frac{\partial^+ E}{\partial \alpha}, \quad (13)$$

其中  $\eta$  为学习效率,可以进一步表示为:

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum_a \left( \frac{\partial E}{\partial \alpha} \right)^2}}, \quad (14)$$

其中  $k$  为步长.

网络总输出为:

$$O_{5,1} = \sum \omega_i f_i = \frac{\sum_i \omega_i f_i}{\sum_i \omega_i}. \quad (15)$$

## 5 实证研究

### 5.1 样本数据的获取

由于不同行业的企业经营环境和业务范围差距很大,企业的各项财务指标和非财务指标也不具有可比性,而我们又缺乏必要的行业标准和经验值. 因此模型中选用同一行业,短期贷款的样本数据来避开这一问题. 本文的数据来源于中国工商银行总行信贷部以及中国工商银行黑龙江省分行哈尔滨市南岗支行.

采集的数据检索条件如:① 样本行业范围:C 类行业——制造业;② 贷款种类:短期贷款(一年及一年以内);③ 贷款发放日期:1998 年 1 月 1 日至 1 月 31 日;④ 贷款余额截止日:2001 年 8 月 13 日;⑤ 贷款方式:据《贷款通则》分为信用、担保、抵押和质押四种方式;⑥ 贷款金额:贷款实际发放金额;⑦ 贷款余额:截止 2001 年 8 月 13 日确定为损失的贷款余额;⑧ 贷款形态:贷款目前所处的形态⑨ 企业全称及代码:识别企业的唯一标识码;⑩ 报表日期与报表:1997 年 12 月 31 日的企业资产负债表和损益表.

经过收集、整理共获取 636 个样本,涉及贷款额 160 多亿元人民币.

### 5.2 样本数据的处理

首先对样本数据进行稳健性处理. 鉴于本文取得的样本数据容量较大,各指标取值范围较广,数据具有一定的平滑性,因此选用两倍、三倍标准差检验法进行异常数据剔除,最终获得 167 个样本数据.

然后利用 SPSS 统计软件对数据进行了因子分析. 求解释因子的主要目的是确定能够解释观测变量之间相关关系的最小因子个数. 依据特征值准则,当前样本数据条件下的解释因子数确定为 4. 而且从因子负载矩阵中可以看出,各因子的经济含义较为明显,16 项指标的样本数据被分为四个解释因子,具体结果成为本文的样本数据(我们选用 100 组作为样本数据),见附表 1. 该网络的第二层为模糊化层,作用是将输入变量模糊化,模糊化处理是将数字表示形式的输入量转化为通常用语言值表示的某一限定码的序数. 每一个限定码表示论域内的一个模糊子集,并由其隶属度函数来定义. 本文选用高斯型隶属度函数.

由上可知网络为输入层有四个节点,输出层一个节点,共计六层的网络结构. 网络学习参数如下:

- ① 循环次数 30 次;
- ② 目标误差为 0.01;
- ③ 学习算法:结合使用最小二乘预测和反向传播算法(模糊 BP 算法)进行隶属函数的参数预测;

- ④ 采用含噪声测量法采集数据；
- ⑤ 每条规则的权值为 1；
- ⑥ 训练数据 100 组、测试数据 67 组；

使用 MATLAB 6.1<sup>[11-14]</sup> 模糊逻辑工具箱 ANFIS 编辑器 GUI 对该网络进行训练。经过训练得到模糊神经网络的真实结构,是一个由四个输入、一个输出、模糊化层包含 12 个神经元,模糊规则层有 81 条规则构成的复杂的模糊神经网络,见图 1。

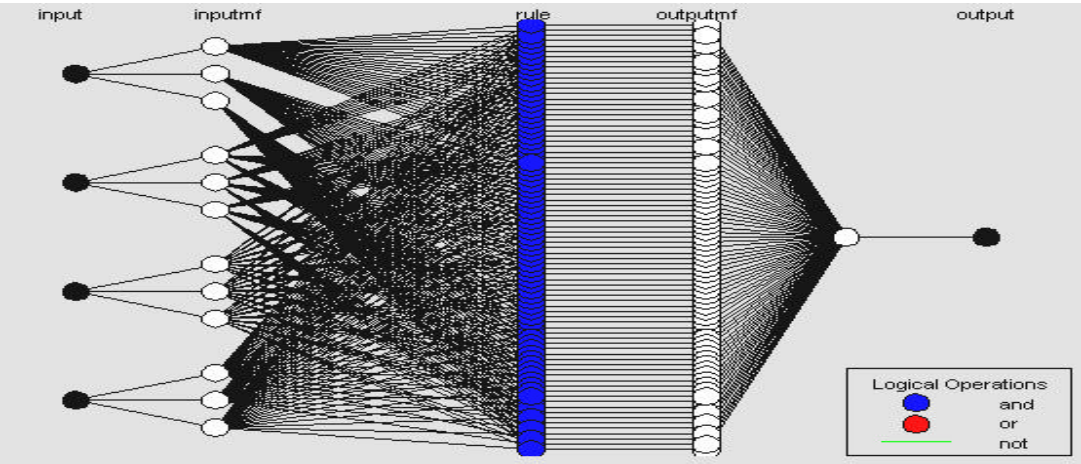


图 1 训练得到的模糊神经网络结构

GUI 工具中的曲面观察器用于显示一个输出与一个或两个输入之间的依赖情况,即它为系统生成和绘制输出曲面映射,由于输入 1、2 与输入 3、4 无关系,故可得图 2。它是训练后输入 1、输入 2 与输出函数曲面图(左图)和输入 3、输入 4 与输出函数曲面图(右图)。

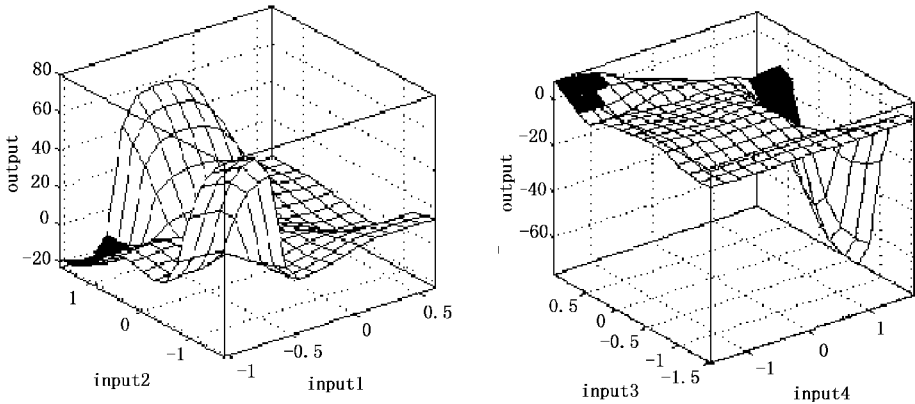


图 2 训练后的函数曲面图

通过规则编辑器我们可以看到 81 条模糊规则,这里由于篇幅问题,不再详细列出,可以将后面的程序加入到 MATLAB 中运行得到。

对 67 组测试数据(具体数值见附表 2)进行预测,得到预测平均误差为 0.0233,误差曲线见图 3。

从训练结果来看,误差非常小,训练结果令人满意,可见模糊神经网络方法用于评估商业银行信用风险非常适合。

6 小结

本文确立了商业银行信用风险评估的指标体系,建立了基于模糊神经网络的商业银行信用风险评估模型,经过实证研究,模糊神经网络用于评估商业银行信用风险非常适合,网络预测误差小,模糊规则层还具有根据具体问题情况进行调节的能力,优于神经网络完全黑箱操作的特点,适合用于商业银行信用风险评估。



图 3 误差曲线

## 参考文献:

- [1] 世界银行. 新型市场经济中的商业银行[M]. 北京:中国财经经济出版社, 1997. 3—5.  
World Bank. Commercial Bank in New Market Economy[M]. Beijing: China Financial and Economic Publishing House, 1997. 3—5.
- [2] Patricia Jackson. William Perraudin. Regulatory implications of credit risk modelling[J]. Journal of Banking and Finance, 2000, 24:1—14.
- [3] Ohlson J. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy[J]. Journal of Accounting Research, 1980, 2:109—130.
- [4] Weat Robert Craig. A factor analytic approach to bank condition[J]. Journal of Banking and Finance, 1985, 9:253—266.
- [5] 刘有才, 刘增良. 模糊专家系统原理与设计[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 1996. 237—242.  
Liu You-cai, Liu Zeng-liang. Principle and Design of Fuzzy Expert System[M]. Beijing: Publishing House of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1996. 237—242.
- [6] Lawrence R Forest Jr, Scott D Aguais. Implementing a comprehensive credit-risk-management system: the case study of hanvit bank[J]. Hanvit Bank. 2001, 16(2):16—30.
- [7] Trond Eklund, Kai Larsen, Eivind Berghardsen. Model for analysis credit risk in the enterprise sector[J]. Norges Bank, 2001, 72(3): 99—106.
- [8] Robert J Mocher, Dologtic D G. Knowledge-based system: an introduction to expert system[M]. New York: Macmillan Publishing Company, 1999.
- [9] Leshno M, Spector Y. Neural network prediction analysis: the bankruptcy case[J]. Neurocomputing. 1996, 1(10): 125—147.
- [10] Raghupathi W. Comparing neural network learning algorithms in bankruptcy prediction[J]. International Journal of Computational Intelligence and Organizations. 1996, 1(3):179—187.
- [11] 楼顺天, 施阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2000.  
Lou Shun-tian, Shi Yang. System Analysis and Design Based on MATLAB — Neural Network[M]. Xi'an: Publishing Company of Xi'an Electronic Science and Technology University, 2000.
- [12] 闻新, 周露, 李东江, 贝超. MATLAB 模糊逻辑工具箱的分析与应用[M]. 北京:科学出版社, 2002. 153—174.  
Wen Xin, Zhou Lu, Li Dong-jiang, Bei Chao. Analysis and Application of Fuzzy Logical Toolbox of MATLAB [M]. Beijing: Science Press, 2002. 153—174.
- [13] 宋逢明. 现代商业银行管理[M]. 北京:清华大学出版社, 1996. 379—380.  
Song Feng-ming. Management of Modern Commercial Bank[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1996. 379—380.
- [14] 赖一楠, 董惠娟, 谭家祥. 基于模糊神经网络的彩色图像滤波器研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(8):996—998.  
Lai Yi-nan, Dong Hui-juan, Tan Jia-xiang. Color filter based on fuzzy neural network[J]. Journal of Harbin Institute of Technology. 2003, 35(8):996—998.

附表 1 训练样本集(100 个)

样本	输 入				输 出	样本	输 入				输 出
	营运能力 因子 ( $A_1$ )	偿债能力 因子 ( $A_2$ )	盈利能力 因子 ( $A_3$ )	贷款方式 因子 ( $A_4$ )	贷款损失/ 贷款总额 ( $B$ )		营运能力 因子 ( $A_1$ )	偿债能力 因子 ( $A_2$ )	盈利能力 因子 ( $A_3$ )	贷款方式 因子 ( $A_4$ )	贷款损失/ 贷款总额 ( $B$ )
N1	-0.2264	-0.5663	0.3893	-0.5660	0.0000	N51	-0.5796	-0.6486	0.3970	-0.4275	0.6177
N2	-0.6302	-0.1180	0.4573	0.3551	0.0000	N52	-0.3474	-1.6274	0.3316	-1.4847	0.6276
N3	-0.4756	-0.2715	0.5724	0.8481	0.0238	N53	-0.7520	1.2630	0.4594	-0.1545	0.6289
N4	-0.5960	0.1439	0.5851	0.4527	0.0283	N54	-0.5833	-0.1960	0.3895	-0.7011	0.6343
N5	-0.6537	-0.0961	0.4635	0.3250	0.0363	N55	-0.3385	-0.6280	0.5153	0.4244	0.6455
N6	-0.4098	-0.5732	0.3372	-0.5318	0.1094	N56	0.6302	1.1602	0.3475	-0.8039	0.6491
N7	-0.6738	0.6880	0.4819	0.6227	0.1543	N57	-0.4942	-0.7613	0.4248	0.5293	0.6542
N8	-0.6333	0.8713	0.3224	-1.0666	0.1754	N58	-0.6856	0.1844	0.4968	0.5198	0.6601
N9	-0.3585	-1.0290	0.5061	-1.0794	0.1997	N59	0.5652	1.1352	0.4151	-0.7313	0.6668
N10	-0.5635	0.8888	0.5513	-0.9597	0.2000	N60	-0.3181	-0.6569	0.9507	1.6394	0.6771
N11	-0.6363	0.6063	0.4562	-0.1959	0.2127	N61	-0.4830	-0.4042	0.4081	-0.4718	0.6800
N12	-0.5056	0.0688	0.4319	0.2965	0.2197	N62	-0.5711	0.1809	0.4604	0.6432	0.6971
N13	-0.5901	-0.3446	0.5692	-0.4499	0.2400	N63	-0.5093	0.5476	0.3945	-1.2881	0.7000
N14	-0.5756	-0.4306	0.4693	-0.3575	0.2500	N64	-0.7352	-1.1534	-1.4812	0.0556	0.7111
N15	-0.3466	-0.0762	0.9981	-0.4840	0.2784	N65	-0.7175	0.9266	0.5361	-0.2982	0.7367
N16	-0.5159	0.7279	0.3491	-0.3886	0.2891	N66	-0.5581	-0.0459	0.3131	-0.7328	0.7459
N17	-0.7380	0.7339	0.6039	0.0182	0.2906	N67	-0.4958	-0.7551	0.9360	1.7268	0.7683
N18	-0.4220	-0.5866	0.4267	-0.4594	0.3082	N68	-0.5372	-0.8463	0.4722	0.5970	0.7746
N19	-0.4644	0.6932	0.5317	-0.4060	0.3205	N69	-0.8357	1.5183	0.4336	-0.3289	0.7791
N20	-0.2973	0.2234	0.4304	-0.3499	0.3333	N70	-0.2060	-1.5838	0.3355	-1.4605	0.7860
N21	-0.7360	0.5796	0.5260	0.8409	0.3333	N71	-0.6645	0.6754	0.4355	-0.0401	0.7916
N22	-0.7131	0.7756	0.6196	-0.2349	0.3359	N72	-0.6138	-0.0086	0.3999	-0.5583	0.8065
N23	-0.2294	-0.9675	0.4029	-0.8725	0.3495	N73	-0.7813	0.1987	-0.3062	0.1811	0.8108
N24	-0.4693	-0.8504	0.6973	-0.7701	0.3540	N74	-0.5237	-0.2423	0.5047	-0.1528	0.8222
N25	-0.7366	0.6965	0.5560	-0.0091	0.3800	N75	-0.0984	-0.4540	0.3718	-1.6142	0.8276
N26	-0.6163	-0.2930	0.5639	1.4083	0.3856	N76	-0.6249	0.0227	0.2373	0.4336	0.8333
N27	-0.7544	1.2380	0.4890	1.2634	0.3915	N77	-0.3990	-1.4089	-0.0513	0.1655	0.8491
N28	0.0045	-1.0036	0.3016	-0.9429	0.4032	N78	-0.6986	1.6184	0.2863	0.8709	0.8500
N29	-1.0300	0.7911	-1.5309	-0.6155	0.4185	N79	-0.0525	-0.5987	0.3641	0.1771	0.8643
N30	-0.4558	1.1312	0.4813	-0.2337	0.4203	N80	-0.6711	0.1532	-0.1046	0.2183	0.8658
N31	-0.7975	0.9513	0.5226	1.2918	0.4286	N81	-0.6799	0.3186	0.4975	0.4687	0.8736
N32	-0.7064	0.9003	0.3907	1.3399	0.4368	N82	-0.4414	-0.2578	0.4996	-0.7415	0.8750
N33	-0.4683	-0.5059	0.4251	-0.3891	0.4371	N83	-0.6573	0.0034	0.3679	0.3883	0.9000
N34	-0.4261	-0.1333	0.5393	1.3665	0.4520	N84	-0.1675	-0.4930	0.3513	-1.4357	0.9143
N35	-0.7335	0.6696	-0.6121	-0.6243	0.4615	N85	-0.7483	0.3090	-0.2782	0.3913	0.9167
N36	-0.2394	-0.7596	0.6779	-0.7756	0.4737	N86	-0.5100	-0.1455	0.4298	-0.2824	0.9200
N37	-0.7593	0.7154	0.4831	1.3389	0.4949	N87	-0.5999	-0.1384	0.6585	-0.1281	0.9200
N38	-0.7646	-1.2251	-1.4456	0.1309	0.5033	N88	-0.5017	-1.1131	0.4199	0.3780	0.9361
N39	-0.0430	-0.1967	0.3103	-0.6755	0.5043	N89	-0.4228	-0.8284	0.4098	0.3441	0.9488
N40	-0.0975	0.3767	0.4607	-0.3366	0.5103	N90	-0.3390	-0.2840	0.4745	-0.8909	0.9500
N41	-0.5417	0.6653	0.5796	-1.3374	0.5232	N91	-0.5368	-0.1639	0.4707	0.8465	0.9500
N42	-0.3820	-0.3355	0.3474	-0.3350	0.5254	N92	-0.6249	0.1566	0.4929	0.4446	0.9532
N43	-0.2551	-0.7226	0.3694	-0.7595	0.5309	N93	-0.0723	-0.7927	0.3077	0.1174	0.9686
N44	-0.5548	-0.8030	0.3803	-0.8701	0.5473	N94	-0.5727	-0.2810	0.4119	-0.5728	0.9714
N45	-0.7219	0.9591	0.4055	-0.1932	0.5500	N95	-0.6894	1.5475	0.2899	0.8477	0.9799
N46	-0.3429	-0.4348	0.3894	0.4128	0.5578	N96	-0.6033	-0.2642	0.4391	0.6623	0.9815
N47	-0.7782	0.8089	0.1162	0.1025	0.5667	N97	-0.5266	-1.0279	0.4381	0.1829	0.9867
N48	-0.7937	0.8697	0.1585	0.1049	0.5779	N98	-0.7029	0.5763	0.4775	0.3613	0.9942
N49	-0.6704	1.4233	0.4609	-0.1665	0.5875	N99	-0.3646	-0.6449	0.4260	0.2083	1.0000
N50	-0.9008	0.7850	-0.6686	-0.7395	0.6163	N100	-0.6062	1.4654	0.9177	0.0787	1.0000

附表 2 测试样本集(67 个)											
样本	输 入				输 出	样本	输 入				输 出
	营运能力 因子 ( $A_1$ )	偿债能力 因子 ( $A_2$ )	盈利能力 因子 ( $A_3$ )	贷款方式 因子 ( $A_4$ )	贷款损失/ 贷款总额 ( $B$ )		营运能力 因子 ( $A_1$ )	偿债能力 因子 ( $A_2$ )	盈利能力 因子 ( $A_3$ )	贷款方式 因子 ( $A_4$ )	贷款损失/ 贷款总额 ( $B$ )
N1	−0.4725	−0.2309	0.6054	0.8154	0.0238	N35	−0.5088	−0.7166	0.4687	0.5084	0.6542
N2	−0.6325	−0.0421	0.4954	0.2843	0.0363	N36	0.5564	1.0767	0.3416	−0.7538	0.6668
N3	−0.4237	−0.5364	0.3608	−0.5286	0.1094	N37	−0.3195	−0.6184	0.9892	1.6119	0.6771
N4	−0.5898	0.9113	0.3240	−1.1123	0.1754	N38	−0.4816	−0.3621	0.4346	−0.4629	0.6800
N5	−0.5068	0.9279	0.5478	−1.0043	0.2000	N39	−0.5478	0.2244	0.4842	0.6023	0.6971
N6	−0.5837	0.6542	0.4638	−0.1769	0.2127	N40	−0.4724	0.5847	0.3900	−1.3156	0.7000
N7	−0.5741	−0.2932	0.6030	−0.4704	0.2400	N41	−0.8172	−1.1117	−1.4171	0.2431	0.7111
N8	−0.5679	−0.3801	0.5026	−0.4170	0.2500	N42	−0.6511	0.9778	0.5427	−0.3213	0.7367
N9	−0.3217	−0.0399	1.0119	−0.5208	0.2784	N43	−0.5423	−0.0017	0.3325	−0.7248	0.7459
N10	−0.6750	0.7908	0.6143	−0.0509	0.2906	N44	−0.4888	−0.7028	0.9850	1.6617	0.7683
N11	−0.4265	−0.5502	0.4513	−0.5338	0.3082	N45	−0.7362	1.5754	0.4263	−0.3051	0.7791
N12	−0.4260	0.7241	0.5302	−0.5055	0.3205	N46	−0.2619	−1.5580	0.3701	−1.4913	0.7860
N13	−0.6832	0.6358	0.5465	0.8072	0.3333	N47	−0.6074	0.7246	0.4446	−0.0067	0.7916
N14	−0.2611	−0.9444	0.4222	−0.9103	0.3495	N48	−0.5934	0.0397	0.4253	−0.5712	0.8065
N15	−0.4760	−0.8021	0.7340	−0.8124	0.3540	N49	−0.7701	0.2502	−0.2752	0.2306	0.8108
N16	−0.6726	0.7520	0.5708	−0.0076	0.3800	N50	−0.1198	−0.4492	0.3671	−1.6839	0.8276
N17	−0.6767	1.2888	0.4973	1.2458	0.3915	N51	−0.6115	0.0696	0.2651	0.3715	0.8333
N18	−0.0422	−1.0031	0.3077	−0.9742	0.4032	N52	−0.4560	−1.3743	−0.0016	0.1702	0.8491
N19	−1.0227	0.8423	−1.5062	−0.3724	0.4185	N53	−0.6224	1.6573	0.2795	0.7986	0.8500
N20	−0.4746	−0.4654	0.4546	−0.4651	0.4371	N54	−0.0847	−0.5953	0.3683	0.1069	0.8643
N21	−0.4164	−0.0970	0.5656	1.3307	0.4520	N55	−0.4354	−0.2202	0.5218	−0.7618	0.8750
N22	−0.2642	−0.7336	0.7053	−0.8059	0.4737	N56	−0.6336	0.0556	0.3979	0.3696	0.9000
N23	−0.6997	0.7715	0.5048	1.3388	0.4949	N57	−0.7283	0.3576	−0.2524	0.4557	0.9167
N24	−0.0728	−0.1975	0.3130	−0.6796	0.5043	N58	−0.4977	−0.1040	0.4547	−0.2730	0.9200
N25	−0.1269	0.3684	0.4676	−0.3813	0.5103	N59	−0.5301	−1.0643	0.4709	0.3479	0.9361
N26	−0.2860	−0.7007	0.3916	−0.7900	0.5309	N60	−0.4428	−0.7885	0.4487	0.3218	0.9488
N27	−0.6608	1.0084	0.4124	−0.1976	0.5500	N61	−0.5980	0.2062	0.5146	0.3448	0.9532
N28	−0.7269	0.8613	0.1282	0.0505	0.5667	N62	−0.1110	−0.7819	0.3201	0.1076	0.9686
N29	−0.7326	0.9229	0.1726	0.1595	0.5779	N63	−0.5632	−0.2334	0.4413	−0.5790	0.9714
N30	−0.5885	1.4662	0.4481	−0.2291	0.5875	N64	−0.6120	1.5884	0.2814	0.8333	0.9799
N31	−0.8680	0.8372	−0.6514	−0.6104	0.6163	N65	−0.5880	−0.2128	0.4732	0.6633	0.9815
N32	−0.3995	−1.5873	0.3757	−1.4966	0.6276	N66	−0.6531	0.6294	0.4930	0.3194	0.9942
N33	−0.5742	−0.1491	0.4175	−0.7205	0.6343	N67	−0.3813	−0.6135	0.4550	0.1403	1.0000
N34	−0.3500	−0.5933	0.5385	0.3587	0.6455						