

文章编号: 1003-207(2006)05-0104-05

考虑定性指标及误判损失的企业 违约判别神经网络模型

郭建伟, 唐春阳, 冯宗宪

(西安交通大学, 西安 710061)

摘要: 识别和度量企业的违约风险是银行风险管理中很重要的一项工作。目前企业违约判别模型离实际应用还具有一定差距, 表现在: 1) 模型所使用的样本基本都是配对模式, 不能代表整体样本; 2) 很少直接引入影响违约的定性指标, 如行业, 地区和规模; 3) 没有考虑到误判损失的非对称性。针对上述问题, 本文应用前向 BP 网络针对某国有商业银行的 2003 年全部有效的短期贷款企业的财务数据, 引入了定性指标, 采用全样本进行训练, 最后确定使误判损失最小的切割点, 这样就得到优化的神经网络模型。

关键词: 神经网络; 定性指标; 误判损失

中图分类号: F830.3 **文献标识码:** A

1 引言

20 世纪 80 年代末以来, 随着金融的全球化趋势及金融市场的波动性加剧, 各国银行和投资者面临严峻的金融风险。世界银行对全球银行业危机的研究表明, 导致银行破产的主要原因就是信用风险。为了加强银行的信用风险监管, 巴塞尔委员会与时俱进, 先后发布了两个资本协议。

从国内银行业来看, 一方面, 我国四大国有商业银行的资产质量较差, 资产利润率低, 不良贷款比率一直较高: 2000 年为 29.12%, 2001 年为 25.14%, 2002 年为 20.19%。我国国有银行不良资产比例大大高于国际警戒线水平(国际警戒线一般为 10% 左右), 远远高于 1997 年东南亚金融危机前主要受冲击各国银行不良贷款比率。另一方面, 我国已经加入世界贸易组织并且承诺 2006 年全面开放金融业。因此需要完善自己的内控机制, 增强自身的竞争力, 在新的环境和机遇面前求得生存。

学术界对借款人违约评估的主流方法是统计方法, 通过把违约评估看成是模式识别中的分类问题

——根据贷款企业的财务、非财务状况, 将其分为正常和违约两类, 或根据已评级级别结果分为多类, 这样违约评估就转化为统计中的分类问题。根据历史样本每个类别(两类或多类), 从数据中找出规律, 归纳出分类的规则, 建立评估模型, 然后用于对新样本的预测(Freedman, 1993)。

从国外研究来看, 多元线性判别分析模型的典型代表要数 Z-score 模型(Altman, 1968) 和 ZETA 模型(Altman, 1977)。多元回归模型来判别企业违约的代表是 Horrigan(1966)。而 Ohlson(1980) 首次利用假设条件比较宽松的 Logistic 分析来建立预测模型。Altman, Marco(1994) 对意大利公司财务危机预测中应用了神经网络分析法。

从国内研究来看, 王春峰、万海晖、张维(1998) 应用多元线性判别模型对某国有商业银行的企业客户短期贷款的偿还情况进行了分类分析。王春峰、万海晖、张维(1999) 对多元线性判别、神经网络与两者结合的组合预测方法进行信用风险判别结果的比较。马若微(2005), 唐春阳(2006) 考虑误判损失针对 Bayes 判别和 Logistic 判别进行了研究, 发现切割点的选取对于判别结果有重大影响, 但是没有考虑到违约损失率(或违约回收率)。马若微(2005) 还考虑到定性指标, 但是代表定性指标的哑元设计欠妥, 没有考虑到定性指标的有序性。

目前国内对于企业违约的研究尚处于初级阶段, 由于数据的缺乏, 鲜少这方面的实证研究。而已

收稿日期: 2005-09-13; 修订日期: 2006-10-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(70171005); 国家十五攻关项目(2001BA102A06-07-01)

作者简介: 郭建伟(1963-), 男(汉族), 甘肃天水人, 西安交通大学管理学院博士生, 中国人民银行货币政策司, 研究方向: 宏观经济与货币政策。

有的研究样本数量相对较小,且大多采用配对原则抽样,这样无疑会高估模型的预测能力。且目前的研究极少考虑定性因素和误判损失,或者考虑了但是不理想,而这两个因素的客观存在会在很大程度上影响误判判别模型的正确率。有鉴于此,本文运用 Matlab 软件的神经网络工具箱中的前向 BP 网络针对某国有商业银行的 2003 年全部有效的企业财务数据,引入定性指标,同时确定使误判损失最小的切割点,最终得到优化的神经网络模型。

2 引入定性指标,考虑误判损失的 BP 神经网络

1 BP 神经网络

学者 Rumelhart 和 McClelland 与他们的同事认识到了神经网络在信息处理方面的重要性,于 1982 年成立了 PDP 小组,研究并行分布式信息处理方法,探索人类认知的微结构。1986 年 Rumelhart, Hinton 和 Williams 完整而简明地提出一种 NN 的误差反向传播训练算法(简称 BP 算法),系统地解决了多层网络中隐含单元连接权的学习问题,还对其能力和潜力进行了探讨。

目前,在人工神经网络的实际应用中,绝大部分的神经网络模型是采用 BP 网络和它的变化形式,它是前向网络的核心部分,体现了神经网络最精华的部分。

BP 网络(Back Propagation NN)是一种单向传播的多层前向网络,其结构如图 1 所示。网络除输入输出节点外,还有一层或多层的隐层节点,同层节点中没有任何耦合。输入信号从输入层节点依次传过各隐层节点,然后传到输出节点,每一层节点的输出影响下一层节点的输出。其节点单元特性(传递函数)通常为 sigmoid 型($f(x) = 1/(1 + \exp(-Bx))$) ($B > 0$),但在输出层中,节点的单元特性有时为线性。

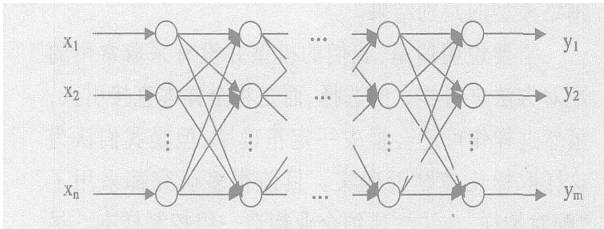


图 1 前馈神经网络模型结构图

BP 网络可看做是一个从输入到输出的高度非线性映射,即 $F: R^n \rightarrow R^m, f(X) = Y$ 。对于样本集合:输入 $x_i (\in R^n)$ 和输出 $y_i (\in R^m)$,可认为存在某一映

射 g 使:

$$g(x_i) = y_i, i = 1, 2, \dots, n,$$

现要求求出一映射 f ,使得在某种意义(通常是最小二乘意义下), f 是 g 的最佳逼近。神经网络通过对简单的非线性函数进行数次复合,可近似复杂的函数。

根据 Kolmogorov 定理(映射网络存在定理),可以保证任一连续函数可由一个三层前向网络来实现,又因为 BP 定理就可以在任意希望的精度上实现任意的连续函数。

2 定性指标的设计

实际中,有很多定性指标对于违约有很大的影响,而神经网络可以输入任意的数据,我们通过把这些定性指标转变成哑元变量,就可以代入神经网络进行训练。

3 误判损失的考虑

由于利用样本的信息进行判别难免有误判,将来自 G_i 的样本判为来自 G_j 的误判概率记为 $P(j|i)$,由此造成的损失记为 $C(j|i)$,并设 $C(i|i) = 0$,则总的期望损失 ECM 为

$$ECM(D_1, D_2, \dots, D_k) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k p(j|i) C(j|i) \quad (1)$$

针对我们研究的短期贷款的误判判别,具体来说,类别变成违约与正常两类。由于误判损失有其特殊性,我们假定:在企业贷款回收率无法得到的情况下,当企业违约时最严重的情况即为本息全部损失,由此我们得到第一类误判(即将正常企业判为违约企业)的成本是利差(贷款利率减去存款利率,用 r 表示),而第二类误判(即将违约企业判为正常企业)的成本是平均违约损失率加存款利率,如表 1 所示。这样通过求得使 ECM 最小的切割点,就优化了以 0.5 为切割点的经验划分。

表 1 误判损失

类别		判别	
		正常	违约
初始	正常	0	r
	违约	$ALGD + R$	0

r 为存贷款利差, $ALGD$ 是平均违约损失率, R 为存款利率

3 数据预处理

我们的数据来自某国有商业银行的内部信贷台帐系统,提取全部 2002 年贷款期限在一年以内的贷

款企业,按照 2003 年违约与否的事实分为正常样本 G_0 和违约样本 G_1 。为方便起见,我们取 2003 年半年期贷款利率减去活期存款利率 ($5.04\% - 0.72\% = 4.32\%$) 作为存贷利率差;以 ($0.13 + 0.72\% = 13.72\%$) 作为第二类误判损失(此数据根据样本中实际违约记录和 5 级贷款分类的损失计提准备估算得到)。需要说明的是,我们对违约的定义是参照巴塞尔新资本协议的违约定义以及我国银行现行的贷款五级分类方法(正常、关注、次级、可疑、损失)进行的。我们将违约企业界定为在一定期限内该企业贷款出现后三种(次级、可疑、损失)任一情况的就是违约企业,相反没有出现以上情况的为正常企业。

我们用来计算比率指标的财务数据主要取自资产负债表和利润分配表(由于银行会计制度的变化,银行现金流量表还不完整,所以没有提取)。首先进行空值处理,即从数据库提取的有些企业财务报表的某些指标存在空值现象,并且有的指标之间不符合财务报表的逻辑关系,这可能是财务报表有虚假成分或财务人员故意回避某些指标,这样会对模型的正确率带来很大影响。我们在处理时对一些重要指标出现空值的样本予以剔除,通过逻辑关系检验对各项指标不符合逻辑关系的样本予以剔除;其次进行异常值剔除,由于各个财务比率指标的异常数据对判别分析模型会产生很大的影响,因此应对这些样本的每一个比率指标变量进行异常数据的样本剔除。我们采用 MAD(Median Absolute Deviations)方法将中位数双侧的 50 倍偏差(50 Deviations)之外的异常数据样本予以删除;最后进行样本分割,在违约样本和正常样本中,分别随机抽取总数的 67% 组成训练样本和 33% 组成测试样本。在经过空值处理和异常值剔除后的正常样本 G_0 中有 6252 家,违约样本 G_1 中有 412 家。具体见下表:

表 2 样本分割表

	训练样本	测试样本	总数
正常数	4189	2063	6252
违约数	276	136	412
总样本数	4465	2199	6664

指标的选取遵循:1. 采用历史经验法对国内外文献中提到对企业违约有重要影响的指标;2. 对全国银行信贷员,专家,学者的问卷调查;3. 考虑到量纲问题,所有的指标都为可计算的比率指标。我们按照偿债能力(细分为短期偿债能力和长期偿债能力)、财务效益、资金营运能力以及发展能力与潜力这四个方选取具有代表性的 29 个指标作为模型

的初始指标变量。具体如表 3 所示。

表 3 影响企业违约的指标

评估因素	评估的指标	
短期偿债能力	(1) 流动比率	(4) 现金流量收入比
	(2) 速动比率	(5) 现金流动负债比率
	(3) 现金比率	(6) 非筹资性现金净流入/流动负债
长期偿债能力	(1) 资产负债率	(6) 全部资本化比率
	(2) 负债总额/EBITDA	(7) 行业债务结构的特征值
	(3) 负债总额/有形净资产比率	(8) 经营活动净现金流量/总债务
	(4) 利息保障倍数	(9) 经营活动净现金流量/净利润
	(5) 长期资产适合率	
财务效益状况	(1) 净资产收益率	(4) 成本费用利润率
	(2) 主营业务利润率	(5) 净利润率
	(3) 总资产报酬率	(6) 营业利润率
资金营运能力	(1) 总资产周转率	(3) 存货周转率
	(2) 流动资产周转率	(4) 应收账款周转率
发展能力与潜力	(1) 销售增长率	(3) 资本增长率
	(2) 利润增长率	(4) 总资产增长率

由于行业、地区、规模对违约有重要影响,我们引入 16 个行业哑元,1 个地区哑元和 1 个规模哑元代表了 17 个行业,3 个地区(发达,中等发达,欠发达,见文献[9])以及 6 个规模指标(特大型,大一型,大二型,中一型,中二型,小型)。哑元的使用具体参见张文彤(2002)。

4 实证检验与结果分析

通过使用 Matlab 的神经网络工具箱,分别代入 29 个财务指标以及 18 个哑元,采用 3 层的 47-47-1 的网络结构(47 个输入层节点,47 个隐含层节点,1 个输出层节点),其它参数采用系统默认值。经过训练后,求得使 ECM 最小的切割点为 0.3594 和 0.3229,比较定性指标对判别的影响如表 4 所示:

从表 4 可以看出定性指标对判别结果有显著的影响。表 5 是最后考虑定性指标及误判损失的神经网络模型的判别结果。

需要说明的是,我们的模型并没有采取常用的配对方法进行样本的选择,而是将全样本直接引入,虽然这样作可能会损失一定正确率,但是我们认为这样取样比较贴近现实。目前很多研究都采用了“配对抽样”方法为违约企业构造一组控制样本。尽管这么做可以控制一些因素,如行业和资产规模,但也把作为配对标准的这些因素排除在模型之外,而这些因素很可能是解释违约的重要因素。管七海(2004)指出,不同行业、规模、地区、企业的违约比例

是不同的。并且配对抽样还造成样本中两类公司的比例和它们在总体中的比例严重不一致, 夸大了预测模型的判别率(Zmijewski, 1984)。而针对误判损

失的非对称性, 引入非对称的误判损失得到使总预期损失最小的切割点, 摒弃以往主观认为 0.5 的切割点, 比较符合实际情况。

表 4 定性指标的影响

样本	表示方法	类别	判别正常类	判别违约类	合计
有定性指标样本	计数	初始正常类	4141	48	4189
		初始违约类	137	139	276
	%	初始正常类	98.85	1.15	100
		初始违约类	49.64	50.36	100
无定性指标样本	计数	初始正常类	4138	51	4189
		初始违约类	195	81	276
	%	初始正常类	98.78	1.22	100
		初始违约类	70.65	29.35	100

表 5 最小误判损失的样本判别结果

样本	表示方法	类别	判别正常类	判别违约类	合计
训练样本	计数	初始正常类	4141	48	4189
		初始违约类	137	139	276
	%	初始正常类	98.85	1.15	100
		初始违约类	49.64	50.36	100
测试样本	计数	初始正常类	1964	99	2063
		初始违约类	69	67	136
	%	初始正常类	95.20	4.80	100
		初始违约类	50.74	49.26	100

5 结论

本文是对某国有商业银行的内部信贷台帐系统中的短期贷款样本数据进行的实证模型设计与测试。主要以 2003 年企业实际情况为基础产生违约样本和正常样本, 生成每个样本的财务指标数据并对其进行数据处理, 这包括空值处理、逻辑关系的检验以及异常数据的剔除, 在此基础上生成模型所用的比率指标数据。并对数据处理后的样本进行违约样本和正常样本的随机抽样分配, 最后产生模型的包含了训练样本, 验证样本和测试样本的样本总体。其中训练样本用于模型的构建, 验证样本用来校验模型, 测试样本用于模型准确率的检验。我们构建了一个考虑定性指标和错判成本的神经网络模型, 应用 Matlab 软件进行了该模型的实证测试, 最后得到一个误判损失最小的违约判别模型。

从模型实证构建过程可以得出以下结论: (1) 采用全样本数据且考虑误判损失的非对称性, 尽管误判率比较高, 但是误判损失却降到最低; (2) 引入定性指标后, 模型能更准确判别企业违约;

参考文献:

[1] 王春峰, 万海晖, 张维. 商业银行信用风险评估及其实证

研究[J]. 管理科学学报, 1998, (1).

[2] 王春峰, 万海晖, 张维. 组合预测在商业银行信用风险评估中的应用[J]. 管理科学学报, 1999, (1).

[3] 管七海, 冯宗宪. 我国制造业企业短期贷款违约判别研究[J]. 经济科学, 2004, (5).

[4] 唐春阳, 冯宗宪. 企业短期贷款违约预测 Bayes 模型构建[J]. 当代经济科学, 2006, (1)

[5] 马若微, 唐春阳. 基于 Fisher 判别的企业短期贷款信用违约模型构建[J]. 系统工程, 2005, (12)

[6] 张文彤. SPSS11.0 统计分析教程(高级篇)[M]. 北京: 希望电子出版社, 2002.

[7] 管七海, 冯宗宪. 违约概率测度研究: 文献综述与比较[J]. 世界经济, 2004, (11).

[8] 飞思科技产品研发中心. MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计[M]. 电子工业出版社, 2003.

[9] 中国现代化报告课题组. 中国现代化报告 2001[R]. <http://www.modernization.com.cn>, 2005.

[10] Altman, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy[J]. Journal of Finance, 1968: 589- 609.

[11] Altman, E. I, R. Haldeman and P. Narayanan. Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporation[J]. Journal of Banking and Finance, 1977, 1: 29- 51.

[12] Altman E, Marco Geta. Corporate distress diagnosis:

comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience) [J]. Journal of Banking and Finance, 1994, 18: 505– 529.

- [13] Basel Committee on Banking Supervision. International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework[S]. 2004, 6.
- [14] Freedman A. A. . survey of international banking[J]. The economist, 1993: 1– 37.
- [15] Horrigan J. O. . The Determinants of Long Term Credit

Standing with Financial Ratios, Empirical Research in Accounting: Selected Studies[J]. Supplement to Journal of Accounting Research, 1966: 44– 62.

- [16] Mark E. Zmijewski. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Model [J]. Journal of Accounting Research, 1984, 22: 52– 92.
- [17] Ohlson J. S. . Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy[J]. Journal of Accounting Research, Spring 1980: 109– 130.

Building Default Discriminating NN Model on Firm's Short-Term Loan Data Considering Qualitative Indexes and Misclassification Loss

GUO Jian-wei, TANG Chun-yang, FENG Zong-xian

(Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710061, China)

Abstract: To date, using models to predict whether firm's default is still a problem. It shows as follows: a. most models using pair wise pattern; b. lack of qualitative indexes that affect firm's default; c. asymmetric misclassification loss between normal firm and default firm. So, introducing qualitative indexes, using all samples and considering misclassification loss, this paper builds a neural network model on short-term loan data. Though training, and testing, its performance is good.

Keywords: neural network; qualitative indexes; misclassification loss