

学校代号：10536

学 号：10107110624

密 级：公 开

长沙理工大学硕士学位论文

基于人工神经网络的 商业银行信用风险评估模型研究

学位申请人姓名_____翟万里_____

导师姓名及职称_____杨华峰 教授_____

培 养 单 位_____长沙理工大学_____

专 业 名 称_____技术经济及管理_____

论文提交日期_____2013 年 5 月_____

论文答辩日期_____2013 年 5 月_____

答辩委员会主席_____贺爱忠 教授_____



Study on Credit Risk Assessment Model of Commercial Banks

Based on Artificial Neural Network

by

ZHAI Wanli

B.M.(Henan University) 2010

A thesis submitted in partial satisfaction of the

Requirements for the degree of

Master of Management

in

Business Management

in

Changsha University of Science & Technology

Supervisor

Professor YANG Huafeng

May, 2013

长沙理工大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名：翟乃里 日期：2013年 5 月 15 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权长沙理工大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。同时授权中国科学技术信息研究所将本论文收录到《中国学位论文全文数据库》，并通过网络向社会公众提供信息服务。

本学位论文属于

1、保密□，在_____年解密后适用本授权书。

2、不保密□。

(请在以上相应方框内打“√”)

作者签名：翟乃里 日期：2013年 5 月 15 日

导师签名：杨志峰 日期：2013年 5 月

摘要

经济全球化的趋势不断增强，国内推动利率市场化的步伐逐渐加快，金融市场的波动性日渐加剧，商业银行面临着前所未有的信用风险挑战。面对竞争日益激烈的生存环境，能否对贷款企业的信用风险进行科学、有效的管理对商业银行的可持续发展具有至关重要的影响。当前，我国的商业银行业尚处于改革转轨和新兴发展阶段，对信用风险的管理仍停留在传统的主观分析方法运用阶段，难以满足商业银行的发展需要。对此，本文站在商业银行的视角上，利用神经网络技术对商业银行贷款企业客户的信用风险评估问题进行研究，以期为商业银行提供一种有效的信用风险评估技术和方法。

本文在对商业银行企业客户的信用风险评估模型文献研究的基础上，界定了商业银行信用及信用风险的内涵，运用人工神经网络基本理论，科学研究了商业银行信用风险评估的主要影响因素，构建了包含 3 个层次 27 个指标的商业银行信用风险评估指标体系，通过综合比较研究商业银行信用风险评估模型，选择基于改进的 BP 神经网络建立了商业银行信用风险评估模型。利用搜集的 144 家公司的数据运用 MATLAB2012a 统计软件对该模型进行了实证分析。结果显示所构建的商业银行信用风险评估模型判别准确率高达 87.04%，优于标准 BP 神经网络模型及 Logistic 回归模型的判别准确率，说明该模型对商业银行企业客户的信用风险能够进行合理、有效的评估。本文的研究成果对商业银行企业客户的信用风险评估提供了有益的评价依据，在实践工作中，具有较好的指导价值。

关键词：商业银行；信用风险评估；指标体系；人工神经网络

ABSTRACT

Along with the increasing trend of financial globalization, China gradually accelerated the pace of promoting market-oriented interest rate, which leads to the increasing volatility in the financial world, has brought big challenge to bankers around the world. In the increasingly competitive living environment, how to scientifically and effectively measure and manage credit risk has a crucial impact on the commercial bank management. At present, comparing with famous international commercial banks, China's commercial Banking is still in the development stage, in the area of credit risk assessment, even more still in a traditional credit analysis methods and the use of rigid rules and regulations, It is difficult to meet the development needs of the commercial banks. With a strong desire to offer an effective technology methods for our commercial banks, with the application of Neural Network, this paper examines the Commercial bank credit risk assessment from the perspective of commercial banks.

On the basis of depth study of commercial bank credit risk assessment model literature, this paper introduced the concepts of credit risk and credit risk assessment. Research the main influencing factors of commercial bank credit risk assessment scientifically by artificial neural network theory, and then set a commercial bank credit risk assessment index system which contains 3 levels of 27 indexes. Improved BP Neural Networks is selected as the commercial bank credit risk assessment model on the basis of comparison among representative models. Finally, used MATLAB software to empirical analysis with 144 companies' financial data. The results show that the discriminate accuracy rate of this model is 87.04%, higher than the standard BP neural network and Logistic regression model, which proves that this model could effectively assess the credit risk of commercial banks' corporate customers. The results of this research provides a useful method for the commercial bank credit risk assessment, has a certain reference.

Key words: Commercial bank; Credit risk evaluation; Index system; Artificial neural network

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	II
第一章 绪论	
1.1 选题背景和意义	1
1.1.1 选题的背景	1
1.1.2 选题的意义	2
1.2 商业银行信用风险评估模型研究文献综述	3
1.2.1 国外信用风险评估模型文献研究	3
1.2.2 国内信用风险评估模型文献研究	5
1.2.3 研究现状述评	8
1.3 研究思路和内容	8
1.3.1 研究思路	8
1.3.2 研究内容	9
1.4 研究方法和创新点	10
1.4.1 研究方法	10
1.4.2 主要创新点	11
第二章 相关理论基础	
2.1 信用风险与信用风险评估	12
2.1.1 信用风险内涵	12
2.1.2 信用风险的特征	13
2.1.3 信用风险评估的内涵	15
2.2 人工神经网络基本理论	16
2.2.1 人工神经网络原理	16
2.2.2 人工神经网络特点	17
2.2.3 人工神经网络模型	18
第三章 商业银行信用风险评估主要影响因素	
3.1 信用风险评估影响因素文献分析	23
3.2 信用风险评估影响因素的筛选	24
3.3 影响因素的系统分析	26
第四章 商业银行信用风险评估指标体系构建	
4.1 商业银行信用风险评估指标体系构建原则	28

4.2 商业银行信用风险评估指标的筛选	29
4.3 商业银行信用风险评估指标体系的总体框架	32
4.4 商业银行信用风险评估指标的具体解释	34
第五章 商业银行信用风险神经网络评估模型构建	
5.1 现有商业银行信用风险评估方法及适用性分析	39
5.1.1 传统信用风险评估方法	39
5.1.2 现代信用风险评估模型	42
5.2 基于改进 BP 算法的商业银行信用风险评估模型	46
5.2.1 BP 算法的局限及改进	46
5.2.2 基于改进 BP 网络模型的构建	47
5.3 神经网络评估模型的软件实现	50
5.3.1 模型的参数设置	50
5.3.2 神经网络模型的软件应用	51
第六章 商业银行信用风险评估模型实证研究	
6.1 评估样本的选取	53
6.2 模型的应用	53
6.2.1 划分数据集	53
6.2.2 数据的归一化处理	54
6.2.3 网络模型的参数设定	54
6.2.4 神经网络模型的仿真模拟	55
6.3 模型的对比分析	60
结论与展望	63
参考文献	65
致 谢	70
附录 A 攻读学位期间所发表的学术论文	71
附录 B 商业银行信用风险评估影响因素筛选调查问卷	72
附录 C 样本公司名称及代码	74
附录 D 训练样本公司名称及代码	76
附录 E 测试样本公司名称及代码	78

第一章 绪论

1.1 选题背景和意义

1.1.1 选题的背景

经济全球化的步伐在逐渐加快，金融市场的波动性日渐加剧，作为一国经济发展“总枢纽”和“调节器”的商业银行所面临的金融风险具有越来越多的不确定性。2006年初开始逐步推进实施的《巴塞尔新资本协议》将商业银行面临的主要风险归纳为八个方面：信用风险、利率风险、国家和转移风险、流动性风险、操作风险、市场风险、法律风险和声誉风险。世界银行研究表明，在这八类商业银行必须面对的经营风险中，信用风险约占银行总体风险暴露的60%，居于绝对突出的地位。2012年6月7日，中国人民银行出台了商业银行存贷款利率调整政策，以此为起点，中国金融市场利率市场化改革的步伐将逐步加快，这无疑会导致商业银行的信用风险问题更加日益突出。数据显示，截止至2012年底，我国商业银行不良贷款余额高达4929亿元^①，表明商业银行的信用风险依然居高不下。而商业银行经营的高杠杆性及其作为现代经济风险中枢的社会经济地位，决定了其信用风险的管理水平不仅关系着自身的经营安全，还会影响到众多存款人的利益，甚至会影响整个国民经济的安全和稳定。因此，信用风险的管理成为商业银行金融风险管理中最为关键也最具挑战性的领域，有效防范、降低信用风险成为当前商业银行经营管理的首要工作。

就商业银行的信用风险管理来说，信用风险评估是初始环节，也是最关键的环节。只有通过对商业银行企业客户的信用风险进行科学、准确的评估，才能更好地为其贷款决策提供依据，便于商业银行更有效地把控信用风险。鉴于信用风险评估的重要地位，长期以来，人们倾注了大量的心血对其进行研究。在西方发达国家，经过多年的发展，信用风险评估技术相对比较成熟，能从不同的侧面对其进行科学、客观的度量；在国内，由于我国金融体制改革及银行业的改革起步较晚，目前对商业银行客户的信用风险评估尚处于探索阶段，对信用资产的风险评价还主要依靠银行从业人员的主观判断，难以做出令大众信服的客观评价，造

^① 中国银行业监督管理委员会(<http://www.cbrc.gov.cn/index.html>)

成了信贷资产难以被有效的量化定价从而无法在不同主体间进行交易,使得大量的信用风险只能由商业银行自己承担,这严重制约着我国商业银行的竞争及发展。

近年来,随着数学建模及计算机科学技术的快速发展,数据挖掘技术在金融领域里得到了广泛应用^{[1][2]},掀起了学术界对数据挖掘技术在信用风险评估中应用研究的热潮。神经网络技术作为一种新的技术手段和方法,是数据挖掘技术中最有前途的方法之一。它具有非线性映射和并行处理的特点,依靠系统自身的复杂程度,通过不断的学习,自动调整内部大量节点之间相互连接的关系,最后以特定的网络结构来表达输入空间与输出空间的映射关系,从而达到处理信息的目的。作为一种能自动获取样本信息的非线性预测模型,神经网络的自组织、自学习、超强记忆性以及良好容错能力等优点使之在对非线性及含噪声数据进行分析处理时,具有得天独厚的优势。

鉴于此,本文在深刻理解信用风险内涵及特点的基础上,通过深入研究商业银行信用风险评估的主要影响因素,据此建立科学合理的信用风险评价指标体系,并在总结分析现有评估方法不足的基础上,以实际应用为导向,结合我国现实情况利用数理方法和计算机技术构建基于多因素、具有自学习、自适应能力的商业银行信用风险神经网络评估模型并作实证分析,力争为我国商业银行提供一种切实可行的信用风险评估解决方案。

1.1.2 选题的意义

(1) 理论意义:科学、准确地评估商业银行企业客户的信用风险,是提高商业银行的风险识别、预警和控制能力的重要途径,是从根本上消除不良贷款影响的基本前提。本文将改进的BP神经网络模型应用于商业银行的信用风险评估中,对于丰富和完善信用风险评估理论和方法,提高我国信用风险管理的研究水平具有重要的理论意义。

(2) 现实意义:长期以来,我国商业银行经营业务过于单一,信用资产在银行资产中占有绝对比重,提高商业银行信用风险评估水平是增强商业银行应对风险能力、提高经营管理水平的重中之重。本文的研究成果不仅可以应用于商业银行信贷部门作为贷款决策的分析工具,而且可以作为金融监管部门开展信用风险管理工作的方法参考,这对于加强金融风险监管,维护国家金融稳定和经济平稳发展具有重要的现实意义。

1.2 商业银行信用风险评估模型研究文献综述

1.2.1 国外信用风险评估模型文献研究

西方国家的商业银行经过 300 多年的发展历程,已经形成了相对比较完整的风险管理体系。在这漫长的历史长河中,信用风险评估理论先后经历了传统的主观分析、财务比率分析、人工智能的应用直到现代风险量化管理模型。

20 世纪 50 年代以前,商业银行的信用风险评价以传统的主观分析法为主,主要依据专家的知识 and 经验,对贷款的信用风险做出判断。比较具有代表性的分析方法是专家分析法^[3]和 CART 风险分类法等^[4]。

60~80 年代期间,随着经济全球化的快速推进,商业银行面临的金融风险日益复杂。为克服传统经验分析方法缺乏定量评估、综合分析能力差的缺陷,西方学者的研究开始逐渐转向于寻求数学方法来解决信用风险的定量评价问题。Markowitz(1952)提出现代资产组合理论(Modern Portfolio Theory)、Luce (1959)根据 IIA 特性首次导出 Logistic 模型、Sharpe(1964)构建了资本资产定价模型(CAPM)、Black & Scholes(1973)和 Merton(1973)提出了期权定价理论(Option Pricing Theory)、Altman (1968,1977)依据多元判别分析理论建立了 Z-Score 模型并在此基础上构建了改进的 ZETA 模型^[5]。这些数理模型具有较强的解释性,构成了现代风险管理的理论基础。但现实中信用风险分布的“肥尾现象”难以满足这些模型严格的适用前提条件:要求数据服从多元正态分布、等协方差等,使得这些方法的推广应用受到了限制。但总的来说,这些模型的构建为后来现代风险评估的诞生打下了坚实的理论基础。

90 年代以来,世界范围内的金融创新迅速发展、金融衍生产品大量出现,对信用风险的计量提出了更高的要求,传统的数理分析方法难以很好地满足时代发展需要,人工智能和电子计算机技术的快速发展则为信用风险度量提供了新的思路与方法。专家系统、神经网络、决策支持系统、遗传算法等被引入信用风险评估中,有效地克服了传统统计分析方法对数据严格要求的假设。信用评估专家系统是通过将专家解决问题的推理过程再现而成为为非专业决策者提供专业性建议的智能计算机程序。Messier 和 Hansen (1985)从知识获取的角度探讨比较了专家系统在信用风险分析领域的应用^[6]。Greene 和 Smith (1987)用一种定长的编码来表示风险识别的准则,通过运用遗传算法来解决信用风险评估问题^[7]。但由于

运用遗传算法解决实际问题时,需要操作者具有相当深厚的算法功底,并且对待解决问题本身要有比较全面的了解和很好的判断,且遗传编码本身的局限性在一定程度上妨碍了遗传算法的应用。

Odom 和 Sharda(1990)首先将 ANN 模型应用到企业信用风险预测上^[8]。Tam 和 Kiang(1992)、Altman(1994)、Lain(2004)分别应用不同的神经网络对信用风险预测进行了相关研究^{[9][10][11]}, Altman(1994)利用神经网络对意大利公司进行失败预测,他以 5 个财务比率作为输入变量,运用类神经网络和判别分析做验证比较分析,发现训练样本的预测准确率达 100%,而测试样本失败与成功的正确率分别为 81.75%与 78.18%,表明类神经网络相比判别分析具有更好的预测能力。Back (2006)等人建议用遗传算法对输入指标进行筛选,并将其和 ANN 结合起来协同工作,他们用该方法对破产企业在破产前三年的数据进行分析,结果表明 ANN 网络模型的判别准确率要比 MDA 和 LR 优越许多^[12]。Kiviluoto (2008)用自组织的 ANN 对芬兰大量的企业做过研究,他得到的实验结果和 MDA 的结果及学习向量因(Learning Vector Quantization, LVQ)得到的结果相近^[13]。Ahn(2009)使用粗糙集和神经网络方法预测信用风险,粗糙集用以筛选财务变量,从而提高了神经网络方法的解释能力,同时预测精度相应提高^[14]。Dr Clarence N.W.Tan(2011)把基于人工神经网络预警模型和基于概率的预警模型进行比较,通过对数据集进行重构,减少了发生 II 型错误的比率,结果显示神经网络模型要优于概率模型的判别准确率^[15]。Tae Yoon Kim(2009)等人用了几种不同的预警方法,对韩国的经济进行实例分析,得出基于人工神经网络的模型较其它方法具有较好预测结果^[16]。E.Nur Ozkan.Gunay 和 Mehmed Ozkan(2007)从评价财务状况方面的预测准确度、适应性和鲁棒性角度,认为人工神经网络方法是一种不错的方法,并对土耳其银行危机进行实证分析^[17]。Juliana Yim 和 Heather Mitchell(2010)着眼于一个相对较新的技术,即运用人工杂交神经网络模型对日本银行和公司的危机进行预测,发现此模型优于传统的统计模型^[18]。Farzan Aminian(2006)用人工神经网络的模型对美国国内生产总值和工业生产总产值作为案例进行研究^[19]。Indrani(2006)研究发现,运用粗糙集理论,通过增加或减少属性,可以为决策者找到判别企业健康与否的最优属性^[20]。

新世纪以来,涌现出一批以传统信用评级为基础,采用现代金融理论和数学工具相结合的现代信用风险量化管理模型。主要包括 KMV 公司的 KMV 模型、JP

摩根银行在 VAR 框架的基础上提出的 Credit Metrics、麦肯锡公司的信用证券组合模型 Credit Portfolio View 方法, 以及瑞士第一信用银行的信用风险附加模型 Credit Risk+等。这些模型是主要运用数理统计方法, 从历史数据中推测出引起风险损失的概率密度函数, 进而为将来可能的损失进行科学预测的一种控制信用风险的方法。这些模型是基于发达国家健全的现代企业制度、金融机构监管制度、金融市场管理制度、以及相关法律制度上建立的, 由于其较高的理论及实践价值, 成为新资本协议推荐使用的信用风险量化管理模型^[21]。

1.2.2 国内信用风险评估模型文献研究

国内对商业银行信用风险评估方面的研究起步较晚, 始于 20 世纪 80 年代, 近年来随着我国金融业的快速发展, 越来越多的学者和实业界人士开始关注商业银行贷款企业信用风险评估的研究, 形成了一种良好的发展态势, 一些研究成果为商业银行的信用风险评估工作提供了很好的发展思路和方法参考, 也为进一步研究开发信用风险评估技术奠定坚实的理论基础。但由于受金融体制改革起步晚以及相关数据获取难度大等宏观经济因素的影响, 总的来说, 我国商业银行信用风险评估模型的研究较多地集中在对国外先进理念、方法和模型的介绍、引进和模仿上, 其中主要涉及到判别分析法、数学规划方法、层次分析法、数据包络分析法、神经网络方法以及相关评估方法相结合的组合方法的研究。

赵清首先利用信息熵对企业的相关财务指标进行筛选, 然后分别建立了基于 Fisher 判别和 Logistic 回归的违约概率统计模型, 最终结合某商业银行的真实数据对企业的违约概率进行预测, 得出了企业的信用风险等级^[22]。胡胜、朱新蓉在运用 Logistic 回归模型对上市公司信用风险进行实证研究时, 着重区分了第一类和第二类判别错误, 指出该模型在实际运用时犯银行所担心的第一类错误即高信用风险企业误判为低信用风险企业的概率高达 30% 左右, 因此在运用时要十分谨慎^[23]。柯孔林、薛锋基于混合整数规划法构建了企业信用风险评估模型, 并在实证研究分析中, 通过与 Logistic 回归分析模型的预测精度比较, 发现这种方法具有更强的预测贷款企业信用风险的能力^[24]。孙宁华通过选取体现公司盈利能力、营运能力、资本结构、偿债能力成长能力和现金流量的 28 个指标, 运用逐步回归法建立了 LOGIT 模型, 并以 KMV 模型作为追踪模型, 将 LOGIT 模型和 KMV 模型相结合来综合判断贷款企业的信用风险水平^[25]。

陈佳洁、李建波在综合对比现有信用风险评估模型的基础上,结合 DEA 及层次分析法特点的基础上,建立了 AHP-DEA 信用风险评估模型,并利用所选取的财务及非财务指标对 8 家上市公司做实证研究,结果现实该模型具有良好的信用风险预测能力^[26]。刘铮铮在构建商业银行信用风险评价指标体系的基础上,引入《新巴塞尔资本协议》对国内外商业银行信用评级进行比较研究,针对我国商业银行信用评级存在的缺陷,运用层次分析法来构建信用评级模型,并与 VAR 方法作对比分析,发现所构建的层次分析法评估模型是有效且可行的^[27]。朱天星、于立新等通过运用蒙特卡洛模拟技术对个人信用风险指标的变量区间划分和赋值进行调试,以保证指标取值的合理性,并运用层次分析法对各个变量指标权重进行确定,据此构建了基于蒙特卡洛-层次分析法的商业银行个人信用风险评价模型,然后通过模拟数据检验了模型的有效性^[28]。于亚文从信息非对称的角度探讨了信用卡信用风险的影响因素以及各要素所引起的信用风险的形成机理,在此基础上,确定了模型的评估变量并构建了 Logistic-AHP 个人信用卡信用风险评估模型。并通过模型预测精度的测量与对比说明了模型的合理性,为商业银行信用卡个人业务的开展提供了不错的工作参考依据^[29]。周志军、顾晓安将个人信用分为优、良、差三个等级,利用信息熵构建评级模型应用于汽车金融信用评级中,取得了不错的评价效果^[30]。

宋红晶通过运用多元线性回归分析法、与上市中小企业的股票实际信用状况相比较的方法及 ROE 分类比较的方法,论证了应用数据包络分析法对我国上市中小企业信用评分模型的有效性,三种论证方法均表明,数据包络分析的信用评分法能够有效识别和区分财务状况存在问题的企业,从而为合理评价我国上市中小企业的信用风险提供了更加客观的分析方法^[31]。杨建模利用所选取的 6 个全面反映企业信用状况的财务指标运用 CCR 模型计算出 163 家 A 股上市的制造业企业的 DEA 值,得出了基于数据包络分析的企业信用评分。并利用回归分析法、判别分析法以及考察 ST 类股公司的方法来论证 DEA 信用评分的有效性,最后的实证结果表明 DEA 对企业进行信用评分是可行有效的^[32]。陈华将企业的相对效率分析与信用评估相结合,通过数据包络分析的方法提取了企业相对效率指标,并在综合分析企业信用评价问题的基础上,全面分析企业定性指标和定量指标,将定性指标转化为分类指标,提出一套企业信用评价指标体系,然后基于改进 k-means

算法和 SVM 算法,提出一种综合的企业信用评估方法并进行了实证分析,研究表明,该方法在企业信用评估方面具有良好的应用前景^[33]。

王春峰、杨保安等学者对人工神经网络及其应用于信用风险分析的可行性进行了论述,着重对构建商业银行信用风险分析的人工神经网络模型进行了深入细致的研究^{[34][35]}。吴德胜、梁操等学者系统地研究了神经网络在信用风险评估领域的应用,分别基于自适应神经网络、Elman 回归神经网络研究信用风险评估问题^[36],采用 V-fold Cross-validation 技巧进行实证研究,取得了很好的效果^[37];并将遗传算法繁衍样本策略与神经网络相结合,提出运用遗传算法辅助网络训练策略,构建了相应的神经网络信用风险评估模型,在一定程度上克服了传统网络模型易出现局部极小值的不足^[38]。陈之远等通过对传统统计分析模型以及人工智能模型的优缺点进行系统分析,创新性地提出了基于 Logit-GA 算法的银行信用风险评价模型,经实证研究发现该模型与其他模型相比可得出较优的结果^[39]。朱金华,曾箐等考虑到商业银行信用风险评估所涉的指标间具有非线性关系会导致评估准确率不高,分别提出了将粗糙集理论和层次分析法与人工神经网络相结合构建组合模型的方法来提高评估精度^{[40][41]}。吴冲、张晓东等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模型^[42]。郭英见针对神经网络误差高及高维导致网络不稳定的缺陷,引入 DS 证据理论,构建了基于 BP 神经网络和 DS 证据理论算法的信用风险评估算法模型,并通过实际应用验证了算法的可行性和有效性^[43]。肖智、李文娟针对信用评估指标维数较高的问题,运用主成分分析与支持向量机理论建立了信用评估预测模型,并通过与基于神经网络和 K-近邻判别分析等理论的信用评估模型对比实验,发现所构建的信用风险评估模型具有较有的预测优势^[44]。张婧婧通过对比 BP 神经网络和 KMV 模型的优缺点发现,二者具有互补性,据此建立 BP-KMV 模型,通过实证分析发现 BP-KMV 模型的评价结果更符合实际情况^[45]。此外,吴冲、谭春晖等人引入了支持向量机的方法对商业银行信用风险评估进行了相应的研究,也取得了一定的效果^{[46][47]}。桂司文将 KMV 应用于上市公司的信用风险评估中,发现 KMV 模型具有一定的区分不同公司的违约风险的能力,但由于现阶段模型的输入变量缺乏统一标准,且目前我国金融市场上存在大量非流通股等原因,使得 KMV 模型在我国现阶段应用的有效性大打折扣^[48]。吴世农、卢贤义在分析 Credit—Metrics 技术基础上,提出信用风险动态测量方法^[49]。王健、刘铮铮等通过基于 Credit

Metrics 模型在我国商业银行贷款模型信用度量分析,探讨商业银行在贷款信用度量中存在的问题,提出了对该模型的改进建议^[50]。赵中华、程昆、官敏等系统介绍了 VAR 相关理论,并在此基础上对基于 VAR 的几种信用风险模型进行了比较分析,探索该法在我国的实用性,为国内商业银行建立内部评级系统提供理论参考和技术支持^{[51][52][53]}。

1.2.3 研究现状述评

综观国内外相关研究现状发现,信用风险评估的研究在广度和深度上均取得了较为丰硕的成果。总的来说,基于高度发达的资本主义市场经济条件下,国外的商业银行信用风险评估研究相对比较成熟,经过多年的发展,先后提出了很多具有先进理论和实际应用价值的信用风险度量模型,对我国的相关研究及应用提供了很好的理论基础和思路上的借鉴。但鉴于我国仍处于社会主义经济发展初级阶段,金融监管制度不够完善、监管体系不够健全、成熟,商业银行的经营管理水平亦与发达国家有很大差距,很多发达国家现有的信用风险评估方法超越了国内银行业发展的现状和既定阶段,使它们在推广应用上受到限制,难以有效解决我国商业银行企业客户的信用风险评估难题。从国内的研究现状来看,商业银行信用风险评估的研究尚处于起步阶段,研究还主要停留于定性分析的层次上,缺乏对信用风险评估的系统研究。商业银行信用风险评估指标的权重仍多采用专家判断法来确定,具有较大的主观随意性,使信用风险的评价结果难以反映企业的真实状况。而对于神经网络在商业银行信用风险评估中的应用研究,多从规避神经网络模型缺陷的角度出发,进行组合模型的研究,这往往需要使用者本身具备比较深厚的模型理论功底,在一定程度上增加了模型的推广应用难度。

鉴于此,本文从实用性角度出发,深度剖析商业银行信用风险评估的影响因素,在此基础上,构建相对全面、合理的评估指标体系,奠定商业银行信用风险评估的理论基础。同时,在众多的神经网络模型中,误差反向传播(BP)神经网络是目前理论最为成熟神经网络模型,为了更好地实现其推广应用价值,本文区别于其它关于组合模型的应用研究,而主要基于模型自身相关参数的调整和改进来规避其固有的应用缺陷,这将使得改进后的模型更具有应用上的可操作性。

1.3 研究思路和内容

1.3.1 研究思路

本文以神经网络技术在商业银行信用风险评估中的应用为研究对象，运用定性分析与定量计算，理论探讨和实证分析相结合的研究方法，综合应用商业银行信用风险、统计分析和神经网络等相关理论。首先，深入阐述了商业银行信用风险管理的理论基础，涵盖了信用风险概念、特征以及人工神经网络基本理论等内容。在深入研究商业银行信用风险评估影响因素的基础上，构建了全面、科学、合理的商业银行信用风险评估指标体系；并通过综合评析现有评估模型的优缺点，选择改进的 BP 神经网络创建了商业银行信用风险评估模型。在实证分析部分，利用所搜集的上市公司的数据对模型进行仿真分析，验证模型的科学性及其可行性。研究思路如图 1.1 所示。

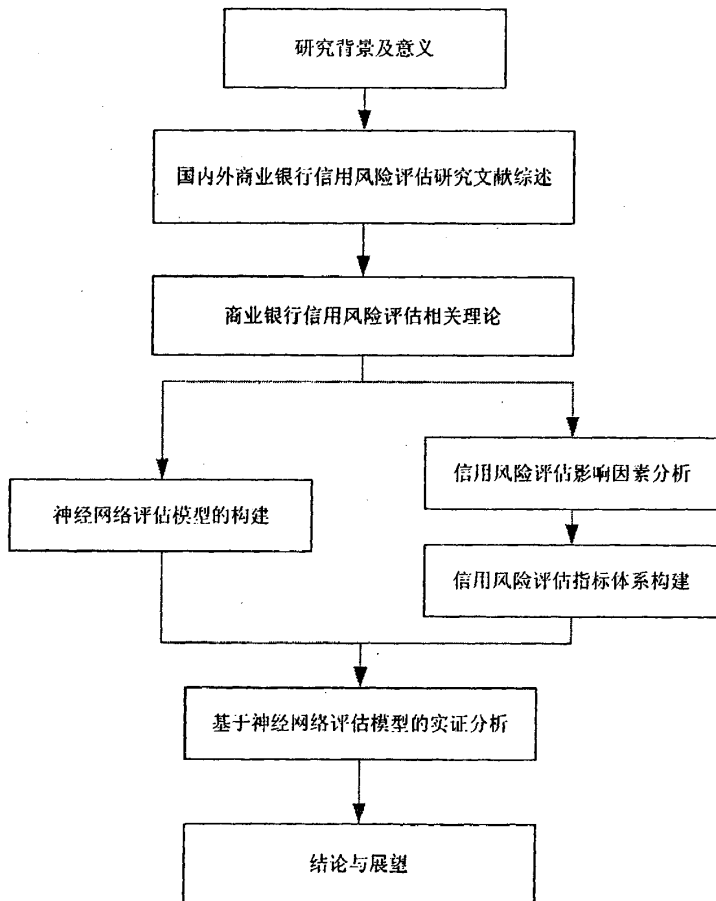


图 1.1 研究技术路线图

1.3.2 研究内容

根据论文涉及到的内容以及文章结构的需要，本文将分为五个章节进行论文

创作，各章的内容如下：

第一章：绪论，主要介绍选题背景及意义，分析国内外商业银行信用风险研究现状，并提出本文的研究思路和内容。

第二章：相关理论基础的界定，主要包括信用风险及信用风险评估的内涵及特征。系统介绍了人工神经网络的基本理论，为后文的研究奠定理论基础。

第三章：系统研究分析了对商业银行信用风险评估的主要影响因素，为评价指标体系的构建做好铺垫。

第四章：商业银行信用风险评估指标体系的构建，在对商业银行信用风险评估影响因素的有效识别基础上，遵循指标体系构建原则及指标体系的构建方法建立科学合理的商业银行信用风险评估指标体系，并对指标做了详细解释。

第五章：在综合对比分析现有信用风险评估模型的基础上，构建了基于改进BP神经网络的商业银行信用风险评估模型，并对其软件实现方法做了详细介绍。

第六章：实证研究，针对所构建的指标体系和改进的BP神经网络模型做实证分析，验证评估体系的科学性、合理性，说明本文构建的算法模型具有推广应用价值。

总结全文研究的结论、局限性，并提出今后的研究方向。

1.4 研究方法和创新点

1.4.1 研究方法

(1)文献研究法。通过广泛阅读国内外有关商业银行信用风险评估的相关资料，了解商业银行信用风险评估的发展历史及现状，确定研究课题方向；形成关于商业银行信用风险评估的一般映像，促进更深一步的探索与研究。全面正确的掌握信用风险评估的相关理论和方法，深化研究，指导论文的写作。

(2)对比分析法。通过对比分析来发现问题、分析问题和解决问题是科学研究的基本方法，本文通过深入研究现有的研究成果，利用对比分析方法对现有的信用风险评估技术进行分析比较，为本文模型的构建及后续的实证分析提供有力的理论支撑；同时，在实证研究部分，通过纵向及横向对比分析验证所构建模型的有效性。

(3)理论研究和实证分析相结合的方法。在探讨商业银行信用风险评估相关理论的基础上，着重深入研究信用风险评估方法，并运用构建的模型和评估指标体

系做实证分析，以验证本文所构建的评估体系的合理性和可行性。

1.4.2 主要创新点

(1)指标体系的创新。在全面、综合分析影响信用风险评估要素的基础上，构建了相对比较全面的评价指标体系，该指标体系既包含了财务指标也包含了非财务指标，对商业银行的实际应用具有重要的参考价值。

(2)方法改进的创新。研究方法上，针对 BP 算法的不足，通过增加自适应学习率和增加动量项的方法进行改进，使模型更加有效。将改进后的神经网络技术引入到商业银行信用风险评估领域，丰富了商业银行信用风险管理评估的思路和方法。

(3)实践的指导价值。论文的研究特色在于理论联系实际，研究成果具有一定的实用价值。目前我国商业银行的信贷决策还是过多的依赖于银行信贷人员的经验与专业技能，主观性较强，且银行信贷人员的道德水准难以有效地评判，这在客观上难以保证信贷决策过程的科学性、客观性和公正性，使得商业银行的信贷风险难以有效的预防与控制。本文所构造的基于改进的 BP 神经网络模型具有良好的可操作性，风险识别准确率高，模型运算结果解释性强，可以应用于银行信贷决策的实务领域。

第二章 相关理论基础

2.1 信用风险与信用风险评估

2.1.1 信用风险内涵

信用，具有分别隶属于社会学范畴和经济学范畴的信任和借贷两层含义。信用的社会学范畴是一种特殊的社会心理现象，它以信任为前提，授信人对受信人的信任来源于对信任关系的安全感，取决于受信人的资信水平，依赖于授信人的理性判断。这种从社会心理学角度考虑的信用，强调道德约束力。而作为经济学范畴的信用，主要是指授信人在参与经济活动时充分信任债务人会履行其相关承诺，并通过契约关系向受信人放贷，借此保障自己的本金能够安全的回流和增值的价值运动，是较为狭义的信用概念，即通常所说的借贷行为。经济范畴的信用是通常以社会范畴的信用为基础。

对于风险而言，一是具有不确定性，风险是对未来结果的不确定性，即风险产生的结果可能带来损失、获利或是既无损失也无获利，这种不确定性通常能够得以量化和衡量，它是一种动态的经济行为，受到经济活动主体遭受损失和获取收益两种活动形式的影响，而在经济活动中不断协调各方的利益关系，以寻求经济收益最大化的资源配置；同时，不确定性又分为外在不确定性和内在不确定性两种情况，其中，外在不确定性来自于经济体系之外，是经济运行过程中的随机性、偶然性的变化或不可预测的趋势，比如，国家宏观经济走势变化、地方或行业经济波动、市场资金供求的不平衡、企业经营所需的技术和资源条件发生不可抗力的变动等等情况。这些外在的不确定性往往会对整个市场产生冲击，由此带来的风险又被称为系统性风险，此风险只能通过采取相应的措施进行规避和转移，而难以通过投资分散化来化解。内在不确定性是由于人们的主观决策以及市场信息不对称造成的，具有相当明显的个例特征，比如企业的产品研发能力、企业的生产规模、管理者的管理能力等因素导致内在不确定性风险的产生，这种内在不确定性风险又被称之为非系统性风险，即可以通过制定合理的市场运行规则来降低、规避该风险造成的不良影响。二是具有偏差性，由于在经济活动中不确定性因素的广泛存在和深刻影响，风险的实际结果与预期可能会出现一定的偏差。

信用风险，是指债务人不能或不愿按时、全额偿还所欠债务时，给债权人造

成的潜在损失。它又具有广义和狭义概念。广义上讲，信用风险不仅包括债务人由于受到不确定因素影响而直接违约导致银行等金融机构在经营活动中遭受损失，还包括由于交易对手履约可能性的变动，如债务人信用等级下降而给信用资产带来损失的潜在可能性。因此，广义上的信用风险不仅包括违约风险，还包括债务人的履约能力及信用评级状况的变动导致商业银行的表外或有负债转为表内负债，使得信用资产价值发生变化的可能性。而从狭义上来讲，信用风险就是指信贷风险，即债务人出于主观原因和客观条件限制共同作用而引起的信贷资金安全的不确定性，即信贷资金形成呆账的可能性。主观原因是指信用风险大小与债务人的道德水准紧密相连，债务人财务状况满足偿付贷款的条件，但主观方面不愿意偿还。而客观条件则是指债务人并无恶意拖欠的意愿，但在经营过程中确实由于不可抗力因素的影响而导致企业的经营遇到一定的困难，经济上现金流短缺，出现对信用资产丧失偿付能力的风险。由此可知，信用风险和信贷风险的概念是既有区别又有联系的。信用风险和信贷风险对于商业银行来讲，它们的主体是相同的，均是由于债务人信用状况发生变化而导致了银行信用资产价值风险的出现。而不同点在于它们所涵盖的金融资产区间范围的差别。严格来讲，信用风险不仅涵盖信贷风险，也包含其它的表内和表外业务，例如有价证券投资、贷款承诺、金融工具中的由于债务人信用状况改变带来的风险。目前，我国商业银行的经营业务依然比较单一，贷款仍然是商业银行的最主要业务，信贷业务的开展需要商业银行对借款人的信用水平进行有效的评估，而一旦出现差错，可能会产生较大的风险，从而导致商业银行产生大量的呆账坏账，严重影响商业银行信贷资产的质量，过高的信贷风险水平有可能导致商业银行破产倒闭，对我国的经济发展产生重大影响。因此信贷风险应作为商业银行信用风险管理的中主要考察对象，本文研究的信用风险也主要涉及在商业银行实践中普遍接受的狭义上的信用风险即信贷风险。

2.1.2 信用风险的特征

信用关系的广泛存在客观推动了市场经济的发展，而对商业银行信用风险有效管理的前提就是熟悉了解它的特征。与其他非系统风险相比，信用风险具有自己独特的特点：

(1) 信用风险概率分布的肥尾现象。由于市场价格的波动以及由此带来的投资收益以其期望为中心，因此，一般情况下我们将市场风险的概率分布假定为正

态分布。然而，信用风险的分布却与此截然不同，这主要是由商业银行信贷违约风险特点造成的，即银行在贷款合约期限有较大的可能性收回贷款并获得事先约定的、有限的利润；但一旦贷款违约，则会使银行面临较大规模的损失，这种损失通常要比利息收益大的多。

企业违约的小概率事件以及贷款收益和损失的不对称性，导致了信用风险收益分布曲线的偏离，损失区域极端值出现的概率密度比相应的正态分布概率密度曲线要大，这就使得信用风险的分布具有不对称性，即所谓的“肥尾”现象。如图 2.1 所示：

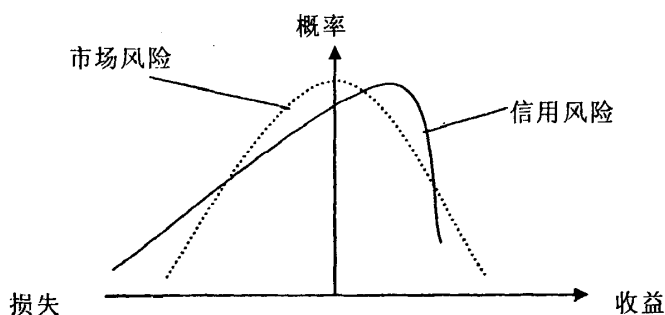


图 2.1 信用风险的概率分布特征图

(2) 信用风险的非系统性。虽然借款人的还款能力会受到如经济危机、经济周期等诸多系统性风险的影响，但严格来讲，借款人自身的财务状况、还款意愿等非系统性因素才是借款人还款能力的决定因素。

(3) 信用风险的传递性和累积性。在市场交易活动中，如果某一借款人出现经营困难，出现违约行为，可能导致借款人上下游企业都不能偿还债务，进而导致其他利益相关者产生信用危机，如此以来，信用风险将在传递过程中不断的扩散和相互关联，导致信用风险的总和快速增大，形成了“信用风险链”。而银行作为整个信用链中的中心环节，受到信用风险的影响会对支付体系产生破坏性作用，将在更广泛的层面上对经济产生影响，可能由于多米诺骨牌效应而引发一个整个金融体系的崩溃，从而导致金融危机的出现。

(4) 借贷双方信息不对称性。在商业银行信贷业务活动中，交易双方存在着严重的信息不对称问题，会导致金融市场的有效性降低，进而加大金融风险。这种信息不对称现象往往存在于信贷活动的各个阶段，在借款前，企业向银行申请

贷款时往往提供包含对自己有利信息而规避不利信息的企业资料，致使银行难以全面掌握企业的真实情况，因此就无法按照企业的真实风险程度为贷款定价，只能确定一个基于社会平均信用水平的贷款定价。对于信用好，低风险的企业来说，由于贷款定价与其自身的风险程度不匹配，高于其预期水平，而选择退出；而高风险企业，由于贷款定价低于其预期成本，会积极的寻求商业银行贷款。从而出现高风险企业“驱逐”低风险企业而导致整个信贷市场逆向选择风险加大的问题。在贷款发放以后，商业银行对贷款企业的经营决策进行有效的监控，企业有可能会为了获取较高的市场利润而从事银行不期望的活动，例如违背贷款协议私自改变合同中明确的贷款用途，而将其用于收益较高但风险较大的经营项目；转移企业资产以逃避银行债务等形式，将市场风险转嫁给商业银行，损害商业银行的利益，由此而产生“道德风险”问题。

(5) 信用风险数据难以获取性。国外信用风险管理水平之所以如此先进，离不开强大数据库的支持，最大限度地减少了信息不对称带来的困扰。而在我国，由于缺乏信用产品交易的二级市场，进行信用风险的度量所需要的数据较难获取，成为制约我国建立有效信用风险评估模型的关键要素，也是我国信用风险评估研究严重滞后于市场风险研究的重要原因。

综上所述可知，商业银行的信用风险是伴随着银行信贷业务的开展而产生的，是客观存在而又无法完全消除的，尽管对商业银行信用风险的管理困难重重，但我们必须正视信用风险的这一特点，通过不断努力，探索出更为有效的风险管理手段，更好的加强对商业银行信用风险控制。信用风险管理作为一个全面、系统的管理过程，包含风险识别、风险评估、风险控制等过程，信用风险评估是指运用相应的技术手段对信用风险的影响因素进行定性分析、定量计算，对借款人的违约概率进行评估测算，为商业银行的信贷活动提供决策依据。作为信用风险管理的基础和关键，信用风险评估结果的优劣将对商业银行信用风险管理后续工作的有效开展产生重要影响。鉴于商业银行信用风险具有非线性、非系统性及有偏性等特点，往往需要借助数学建模和计算机技术对众多具有相互作用、相互影响的因素进行处理，以达到科学评估的目的。正是由于信用风险评估的重要性和其测量的复杂性，成为近年来国内外相关专家强烈关注的话题。

2.1.3 信用风险评估的内涵

信用风险评估是指风险管理者在信用风险发生之前，通过对信用风险的类型

及成因进行研究分析,运用一系列的评价指标和评价方法对其掌握的统计资料、风险信息及性质进行综合、系统的分析和研究,进而确定各项风险的频度和强度的综合评价过程,为进一步选择适当的风险处理方法提供参考依据。

信贷风险评估是整个信贷风险管理过程中最为关键的一环,由于信贷风险评估的错误会引起信贷风险管理方法选择不当,进而导致信贷风险管理的失败。因此,选择科学的计量评估方法,正确进行风险计量在整个风险管理过程中是非常重要的。

2.2 人工神经网络基本理论

2.2.1 人工神经网络原理

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是在现代神经生物学研究成果的基础上发展起来的一种基于模拟生物大脑的结构和功能而构成的信息处理系统。它不但具有处理数值数据的一般计算能力,而且还具有处理知识的思维、学习和记忆能力。其信息处理的过程可以看成是从输入空间到输出空间的一个非线性映射,通过调整权重和阈值来“学习”或发现变量之间的关系,实现对事物的分类,有效解决非正态分布、非线性的风险评估问题。

人工神经网络是由大量简单的处理单元广泛连接组成的复杂网络,每个神经元可以看作是神经网络的基本运算单元^[54],它以非线性方式对信息进行处理,而整个神经网络的信息处理也都是通过这些神经元之间的相互作用而实现。人工神经元模型如图 2.2 所示。

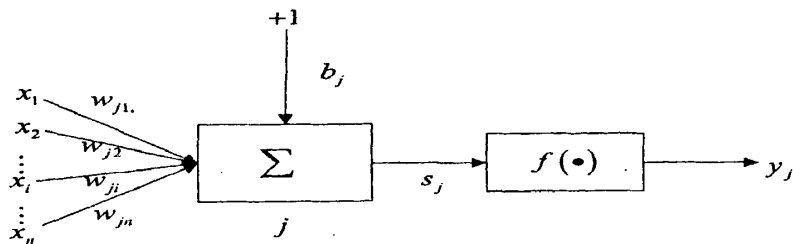


图 2.2 人工神经元模型

图 2.2 中第 j 个神经元(节点)模仿了生物神经元所具有的三个最基本也最重要的功能:加权、求和与转移。其中 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$ 分别代表来自神经元 $1, 2, \dots, i, \dots, n$ 的输入; $w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{ji}, \dots, w_{jn}$ 则分别表示神经元 $1, 2, \dots, i, \dots, n$ 与第 j 个神经元的连接强度,

即权值: b_j 是阈值, 主要对神经元的输入输出进行调节; $f(\bullet)$ 是传递函数; y_j 是第 j 个神经元的输出。其中, 第 j 个神经元的净输入值 s_j 为:

$$s = \sum_{i=1}^n w_{ji} * x_i + b_j = W_j X + b_j。净输入 s_j 通过传递函数 f(\bullet) 后, 便得到第 j 个神经元的输出 y_j: y_j = f(s_j) = f\left(\sum_{i=0}^n w_{ji} * x_i + b_j\right) = F(W_j X), 同生物元细胞具有信息承载限度一样, 人工神经元的传递的信号亦不能无限增加, 必有一最大值, 试中 f(\bullet) 应是单调上升的有界函数。$$

人工神经网络的运算过程具有学习和工作两个阶段。在学习阶段, 将要教给神经网络的信息作为输入、预期目标作为输出来训练网络, 使网络参数(包括权值、阈值等)调整到最佳。在工作阶段, 对于已经训练好的神经网络, 网络参数不变, 将一组新的样本作为输入变量输入到网络中, 通过运用神经网络已获得的运算规则进行处理, 得到相应的输出结果。同时, 人工神经网络在学习过程中具有自学习与自适应能力, 能够朝着误差减少的方向, 逐步改变各层次神经元的权重值, 以适应周围环境的要求。通常情况下, 神经网络具有两种不同的学习训练方式, 一种是有导师的学习算法, 主要利用给定的样本标准来调整各神经元的权值系数, 以达到对样本数据进行分类或模仿的目的; 另一种是无导师的学习算法, 只规定学习方式或学习规则, 具体的学习内容随输入信号不同而不同, 系统能自动发现并学习和储存环境特征及规律, 可以自动地调整连接权值, 以便对输入样本分组聚集, 这种学习方法更接近于人脑的功能。

人工神经网络的运算过程具有学习和工作两个阶段。在学习阶段, 将要教给神经网络的信息作为输入、预期目标作为输出来训练网络, 使网络参数(包括权值、阈值等)调整到最佳。在工作阶段, 对于已经训练好的神经网络, 网络参数不变, 将一组新的样本作为输入变量输入到网络中, 通过运用神经网络已获得的运算规则进行处理, 得到相应的输出结果。同时, 人工神经网络在学习过程中具有自学习与自适应能力, 能够朝着误差减少的方向, 逐步改变各层次神经元的权重值, 以适应周围环境的要求。通常情况下, 神经网络具有两种不同的学习训练方式, 一种是有导师的学习算法, 主要利用给定的样本标准来调整各神经元的权值系数, 以达到对样本数据进行分类或模仿的目的; 另一种是无导师的学习算法, 只规定学习方式或学习规则, 具体的学习内容随输入信号不同而不同, 系统能自动发现并学习和储存环境特征及规律, 可以自动地调整连接权值, 以便对输入样本分组聚集, 这种学习方法更接近于人脑的功能。

2.2.2 人工神经网络特点

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是以对人脑神经网络的基本认识为基础, 综合运用数学以及信息处理方法对人脑神经网络进行模拟、简化和抽象, 最终建立的简化信息处理模型。它具有类似人脑的自适应、自组织、自学习的能力, 在模式识别、组合优化、预测预估等领域已成功地解决了许多棘手问题, 表现出很好的智能特性。总的来说, 人工神经网络具有以下特性:

(1) 具有极强的非线性映射能力。神经网络的运算过程实质上是实现从输入层到输出层的映射功能, 理论上, 对于具有足够多隐含层神经元的三层及以上的人工神经网络, 具有实现任何复杂的非线性映射的能力, 这使得它特别适合于求

解内部机制复杂的问题。

(2) 强大的计算、处理实际问题的能力。它运用分布并行的信息处理方式,对信息的提取采用联想记忆的方法,能充分调动全部的相关神经元,具有对外界刺激和输入信息进行联想记忆的功能。通过“有导师”的学习方式,对学习样本的规则进行自适应训练并储存记忆规则,当新的无规则样本加入时,该模型可以从不完整的信息和噪声干扰中运用事先储存的规则对样本信息进行联想记忆,实现完整的原始信息的恢复,具有良好的容错性以及较强的抗干扰能力。特别适合内容庞杂、特征不明显的复杂模式的识别问题。

(3) 较强的样本识别与分类能力。强大的非线性处理能力,使神经网络能够很好地处理非线性样本的数据分类。作为一个非线性优化算法,神经网络具有强大的优化计算能力,它可以在已知的约束条件下,寻找一组参数组合,使目标函数快速达到极小值。

(4) 良好的泛化能力。神经网络采用全局逼近的学习算法,具有较好的泛化能力。经过训练后的网络,运行速度极快,可对相似的问题进行实时处理。

2.2.3 人工神经网络模型

神经网络发展中,已经开发出多种人工神经网络模型,如 BP 神经网络模型、RBF 神经网络模型、自组织映射神经网络等。

(1) 误差反向传播神经网络模型(BP 网络)

BP神经网络(Error Back Propagation)是一种采用误差反向传播的学习算法,由一个输入层、一个或多个隐含层及一个输出层组成的阶层型神经网络。每层由一定数量的神经元构成,相邻层之间的神经元如同人的神经细胞一样是互相连接的;而每层的神经元之间无连接。输入信号先由输入层向前传播到隐结点,经过变换函数的处理之后,把隐结点的输出信息传播到输出结点,再给出输出结果。研究发现,网络的拟合精度与网络层数和每层节点数呈正相关^[55]。增加网络层数虽然可提高拟合精度,但会使网络复杂化,同时增加训练时间。依据Kolmogorov理论,在一定条件下,对于任意给定的 $\varepsilon > 0$,存在一个三层神经网络结构,它能以 ε 均方差的精度逼近任意连续函数或精确数据分类,可解决现实中大部分非线性的数据处理问题,应用也最为普遍。三层BP神经网络的网络结构如图2.3所示:

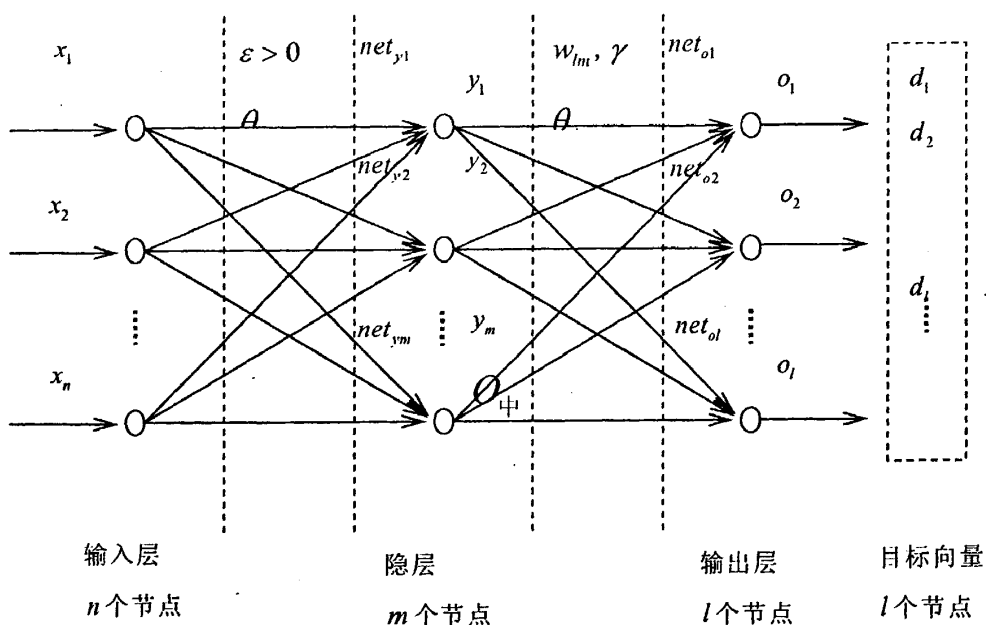


图 2.3 BP 神经网络结构图

在该网络结构中，输入向量为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ，隐含层输出向量为

$$O_k = f(\text{net}_k)$$

$Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ ，输出层向量是 $k=1, 2, \dots, l$ ，期望输出向量是 $D = (d_1, d_2, \dots, d_l)^T$ 。

$$\text{net}_k = \sum_{j=0}^m w_{jk} y_j$$

输入层到隐含层之间的权值矩阵用 V 表示， $V = (v_{11}, v_{12}, \dots, v_{mn})^T$ ，其中 v_{mn} 表示隐含层第 n 个神经元对应第 m 个输入层神经元的权向量；隐含层到输出层之间的权值矩阵用 W 表示， $W = (w_{11}, w_{21}, \dots, w_{lm})^T$ ，其中 w_{lm} 表示第 l 个输出层神经元对应第 m 个

隐含层神经元的权向量。对于输出层，有 $O_k = f(\text{net}_k)$ ($k=1, 2, \dots, l$)； $\text{net}_k = \sum_{j=0}^m w_{jk} y_j$

($k=1, 2, \dots, l$)。对于隐含层，有 $y_j = f(\text{net}_j)$ ($j=1, 2, \dots, m$)， $\text{net}_j = \sum_{i=0}^n v_{ij} x_i$

($j=1, 2, \dots, m$)。而隐含层和输出层的转移函数 $f(x)$ 是具有连续可导特点的单极

性或者双极性 Sigmoid 函数： $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 或 $f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$ 。

BP 神经网络的算法学习步骤如下：

①从总体样本中选取一部分作为训练样本，将其信息输入到网络中；

②样本信息经网络隐含层的处理后由输出层输出；

③计算网络的实际输出和期望输出的误差值；

④从输出层开始反向计算到第一个隐含层，按照误差减少的原则调整整个网络的权值；

⑤重复以上步骤，知道网络的总误差达到目标误差值为止；

通过以上步骤的反复训练之后，网络各节点之间的连接权值就完全得到确认，即 BP 神经网络训练好了，此时，可以用来对未知样本进行识别预测处理。

(2) 径向基函数神经网络模型(RBF)

径向基函数(RBF,Radical Basis Function)神经网络是在借鉴生物局部调节和交叠接受区域知识的基础上提出的一种采用局部接受域来执行函数映射的人工神经网络^[55]。它是一种三层前馈型神经网络，其拓补结构如图 2.4 所示。运算处理过程相当于在多维空间中寻找训练数据的最佳拟合平面，而每个隐含层神经元的函数都构成了拟合平面的一个基函数，且基函数采用高斯核函数；而输出层节点通常有线性函数组成。

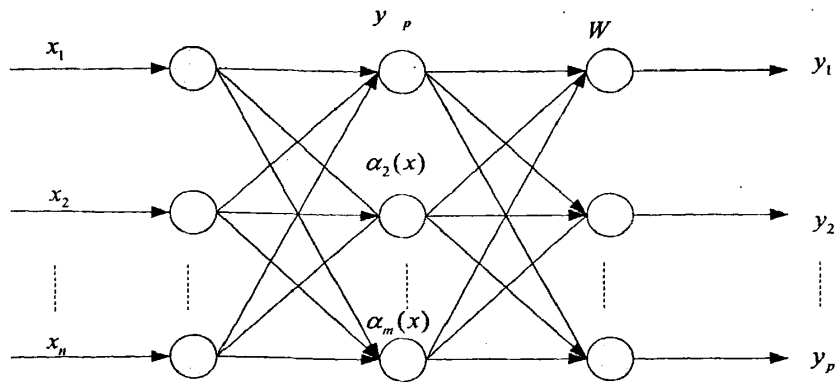


图 2.4 径向基函数 (RBF) 神经网络拓补结构图

径向基函数神经网络学习过程如下：

①初始化，依据所有输入样本确定隐含层各节点的高斯核函数的参数（即确定中心值和标准化常数）的初值；

②采取聚类分析的算法求取高斯核函数的参数；

③依据输入样本，利用最小二乘法求出输出层的权值。

即完成了网络的训练学习过程，可用于对其他样本做以运算处理。

(3) 自组织特征映射神经网络模型 (SOM)

自组织特征映射神经网络是具有通过竞争学习规则自动寻找样本的内在规律，自组织、自适应地改变网络参数的两层神经网络。其主要是通过将其所接收的外界输入信息自动分到对信息不同特征表现的敏感性不同的区域,来对信息进行有效的聚类划分。其拓补结构如图2.5所示

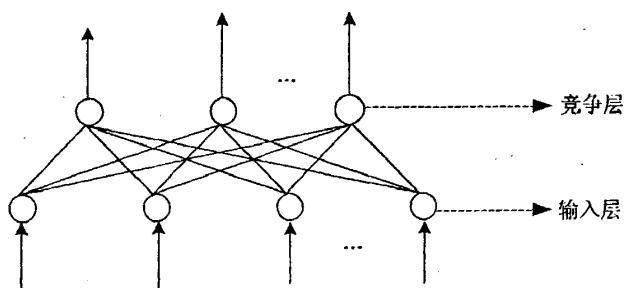


图2.5 自组织特征映射神经网络拓补结构图

其中，输入层用来接受外界信息，通过权向量将外界信息向竞争层传递，起“观察”作用，而且输入层的节点数与样本维数相同。输出层也是竞争层，主要负责对输入模式进行“分析比较”，寻找规律并归类。

自组织特征映射神经网络也分为学习与工作两个阶段。在训练阶段，网络随机输入训练集中的样本，对某个特定的输入模式，输出层会有某个节点产生最大响应而获胜，而在训练开始阶段，输出层哪个位置的节点将对哪类输入模式产生最大的响应是不确定的。当神经网络输入模式的类别发生改变时，二维平面的获胜节点也会改变。获胜节点周围的节点因侧向相互兴奋作用也产生较大影响，于是获胜节点及其优胜邻域内的所有节点的连接权向量均以不同的变化程度向输入方向进行调整，调整力度依邻域内各节点距离获胜节点的远近而逐渐减小。网络通过自组织方式，用大量训练样本调整网络权值，最后使输出层各节点成为对特定模式类敏感的神经元，对应的内星权向量成为各输入模式的中心向量。并且当两个模式类的特征接近时，代表这两类的节点在位置上也接近。从而在输出层形成能反应样本模式类分布情况的有序特征图。

自组织特征映射神经网络学习过程如下：

- (1) 初始化权值并选择邻域的大小；
- (2) 输入训练样本信息；

(3) 寻找获胜节点，即计算所有输入节点和连接强度之间差值的平方和。使误差平方和最小的点就是获胜节点；

(4) 定义优胜邻域。以获胜节点为中心确定在某一时刻的权值调整域，一般初始邻域较大（大约为总节点的 50%~80%），训练过程中会随着训练时间的增加而有所收缩。

(5) 调整优胜邻域内所有节点的权值；

(6) 结束判定。当学习率达到要求时，结束训练；否则，转到步骤（2）继续。

另外，人工神经网络还包括小脑神经网络、Hopfield 网络、波耳兹曼机神经网络、适应谐振神经网络等，限于篇幅限制，在此不做过多赘述叙述。

第三章 商业银行信用风险评估主要影响因素

商业银行企业客户的信用风险水平取决于诸多因素的综合作用。在对企业信用风险管理文献研究的基础上,科学分析各个要素之间的内在逻辑关系,详细研究信用风险评估的主要影响因素,为构建商业银行信用风险指标体系的构建奠定坚实的基础。

3.1 信用风险评估影响因素文献分析

美国穆迪公司以外部环境—治理结构—营运价值—盈利能力—风险状况—经济资本—管理策略的思路建立了工业企业信用评级指标系统,该指标系统从外到内,从能力到成果,紧紧围绕企业信用风险的影响因素,探讨资本实力和管理策略,最后得出企业的信用评级结果^[56]。传统的专家分析法从借款企业的品德和声望、资格与能力、资本、担保以及所处的商业周期等因素出发,对借款企业的信用风险进行评估^[57]。中国工商银行经过多年的发展,在实践经验的基础上,将影响企业信用风险评级的主要因素概括为领导者素质、企业经济实力、企业资金结构、经营效益、信誉状况和发展前景等六个方面,据此指导企业的信贷工作。而建设银行则从企业的市场竞争、资产流动性、管理水平、行业发展前景及政策支持保障等方面对企业信用风险进行评估。

赵春秀(2008)基于系统的视角从贷款用途、客户信用和客户担保效力三个方面建立了微观信贷风险结构,在此基础上,着重考虑了行业、区域等中观因素对信贷风险评估的影响^[58]。张静琦(2005)认为在商业银行信贷风险管理中,除了加强对企业内部做好分析之外,还应加强企业所在行业的发展规律研究,把信贷风险评估与行业、企业的竞争力和政府政策结合起来进行研究,才能更有效地揭示企业风险水平,另外,企业文化也是影响企业信贷资产质量的重要非财务因素^[59]。袁春振(2009)从区域、行业和客户的风险评价等角度出发,以政府体制、法律保障和市场影响等方面为切入点对我国商业银行的信贷风险进行了评估,据此构建了我国商业银行信贷风险预警体系^[60]。付群(2006)指出企业的财务因素、非财务因素、担保因素以及银行的决策因素对企业的信贷风险评估具有重要的影响^[61],并据此做了实证分析,为信贷管理提供了充分和必要的依据。董振雄(2010)

通过实证研究发现企业主行业管理年限、企业经营时间、合伙制企业、私营企业、其他性质、生产型企业、流动比率、企业年营业额、企业信用等级、抵押贷款、担保贷款、固定资产投资、非正规融资风险利率、国家金融环境等因素对福建省茶叶企业的信用风险具有显著性影响^[62]。吴冲（2005）认为在评价企业信用风险时，不能仅仅集中在企业财务风险评价上，还应关注企业的环境风险因素等，并完善了商业银行信用风险评估指标体系^[63]。

从以上文献研究发现，影响企业信用风险评估因素很多，但大体可以划分为财务因素及非财务因素两个方面。其中，财务因素主要涉及到能够反映企业经营状况的各项财务指标；而非财务指标则涉及到企业经营的宏观经济环境、行业发展状况、企业发展战略与组织架构、管理层经营能力、员工素质等众多因素。

3.2 信用风险评估影响因素的筛选

商业银行信用风险评估的影响要素是信用风险评价的主要对象，只有通过对这些要素的跟踪监控，才能及时发现问题、解决问题。因此，有必要对影响因素进行合理的筛选和甄别，为建立科学、完备的综合评价体系奠定基础。

影响商业银行信用风险评估的因素有很多，通过深入研究近年来商业银行信用风险评估的相关文献，整理归纳出 28 个影响因素，并依据所归纳的影响因素以调查问卷的形式向商业银行的信贷经理、大学金融学及管理学教授、大型企业的高层管理人员等相关专家进行调查咨询；本次调查共发放问卷 30 份（见附录 B），实际回收 30 份，各个要素按照特别重要、重要、较重要、一般重要和不重要分别赋值 9、7、5、3、1；然后通过对调查问卷的咨询结果进行归纳整理，集中各位专家的评审意见，得到了各个影响因素的综合评分，并进一步考察影响因素的专家评价法变异系数，分析各位专家对各个预选影响因素的评价意见，得到了最终的商业银行信用风险评估影响要素，见表 3.1。

其中，专家咨询法变异系数计算过程如下：

设信用风险评估的影响因素有 m 个，现邀请 n 位相关专家对此进行评议。设 E_{ij} 为第 i 个要素第 j 级重要程度的量值（特别重要、重要、较重要、一般重要、不重要分别赋值 9、7、5、3、1）； n_{ij} 为对要素 i 评为第 j 级重要程度的专家人数。则第 i 个要素专家意见的重要程度：

$$\overline{E_i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^5 E_{ij} n_{ij}$$

(3.1)

$\overline{E_{ij}}$ 的大小表明了要素 i 的重要程度, 综合反映了 n 个专家的评价期望值。专家们对第 i 个要素重要程度评价的分散程度, 用标准差 δ_i 表示:

$$\delta_i = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^5 (E_{ij} - \overline{E_{ij}})^2}$$

(3.2)

取 k 为分散程度判定标准, 若 $\delta_i > k$, 说明专家们意见比较分散, 必需重新评议。其中专家们意见的协调程度, 用变异系数 ν_i 表示:

$$\nu_i = \delta_i / \overline{E_i}$$

(3.3)

其中, ν_i 反映专家们对第 i 个要素评价的协调程度, ν_i 越小, 说明专家意见越协调一致。

由上可知, 要素的重要性由专家评价的重要程度、分散程度和协调程度来决定。如果综合分析三个方面均已满足要求, 则以最后一轮评议中各要素的 $\overline{E_i}$ 、 δ_i 的大小为判据, 决定筛选出哪些影响要素, 得出了商业银行信用风险评估影响因素表, 如表 3.1 所示。上述统计分析, 保证了所选影响因素的重要性和代表性, 以及整个体系的完整性, 通过取舍后的精简影响因素体系具有更强的可操作性。

表 3.1 商业银行信用风险评估影响因素统计表

构成因素	专家意见		构成因素	专家意见	
	专家打	变异系		专家打	变异
	分	数		分	系数
管理制度	7.1	0.13	行业发展	8.4	0.05
员工素质	7.5	0.24	战略管理	8.9	0.23
决策水平	7.9	0.26	贷款支付率	7.6	0.21
品牌形象	8.6	0.21	贷款使用合规率	8.7	0.12
研发能力	8.2	0.19	贷款履约率	7.4	0.03
财务管理	3.7	0.81	总资产报酬率	8.7	0.11
政策支持	9.1	0.2	销售净利率	7.2	0.21
市场占有率	7.4	0.10	三年平均利润增长率	3.1	0.96
每股收益增长率	7.6	0.15	流动比率	7.9	0.09
总资产周转率	8.4	0.22	资产负债率	8.4	0.11

应收账款周转率	9.3	0.17	产权比率	8.6	0.26
主营业务现金流量比率	7.8	0.24	已获利息倍数	8.1	0.16
每股经营现金流量比率	8.1	0.13	全部资本化比率	5.4	0.69
主营业务收入增长率	8.3	0.28	速动比率	7.2	0.23

根据专家的平均评分大于 7 (即重要) 以及变异系数小于 0.3 的要求, 并与专家征询后新增的认为重要的影响因素合并, 识别为影响因素。为了突出商业银行企业客户信用风险综合评价的功能性和目标导向性, 现将识别的影响因素综合归结为七大类: 盈利能力要素、发展能力要素、营运能力要素、偿债能力要素、现金流能力要素和企业能力要素、企业信誉要素。其中, 盈利能力要素包括总资产报酬率、主营业务利润率、销售净利率、净资产收益率四项子要素; 发展能力要素包括主营业务收入增长率、净利润增长率、净资产增长率、总资产增长率、每股收益增长率五项子要素; 营运能力要素包括应收账款周转率、存货周转率、总资产周转率、固定资产周转率四项子要素; 偿债能力要素包括流动比率、速动比率、资产负债率、产权比率、已获利息倍数五项子要素; 现金流能力要素包括主营业务现金流量比率、每股经营现金净流量两项子要素; 企业能力要素包括战略管理、决策水平、员工素质、管理制度、市场占有率、政策支持、产品研发七项子要素; 企业信誉要素包括品牌形象、货款支付率及货款使用情况三项子要素。商业银行企业客户的信用风险评价作为一个系统工程, 受到各种因素的影响, 同时也通过各因素的发展状况得以反映。

3.3 影响因素的系统分析

企业能力要素: 企业素质是指企业为了完成一定的任务而必须具备的各种要素的质量以及将各种要素有机结合起来的能力。企业素质能力的高低影响企业内部资源的有效配置, 对企业各项资源的运用效率具有至关重要的影响。只有具备良好的企业素质, 才能在生产能力、管理能力、市场拓展能力方面有所突破, 才能使企业实现良好的发展趋势, 企业的资信水平才能保持在较高的水平。

企业信誉要素: 在整体经济平稳运行的情况下, 企业的资信状况不会产生、过大的波动, 企业过去的资信状况往往会其未来的贷款履约情况产生映射, 因此, 在对企业进行资信评估时, 过去的信誉状况往往是考察的重点对象, 主要包括对过去贷款使用情况、贷款履约状况以及销售合同的执行情况进行考察, 分析企业

的履约能力以及企业主的履约意愿。

盈利能力要素：盈利能力应是对企业资信评估时重点关注的财务因素，它主要衡量企业价值增值，获取利润的能力，综合反映出企业的财务状况和经营管理绩效。只有企业具有较强的盈利能力，才具有足够的盈余来应对未来各种可能的财务风险，企业的信用水平才较高，商业银行的贷款的回收才具有足够的保障。

发展能力要素：企业的发展能力是指企业在经营活动中不断扩大规模、扩张实力的内在能力。企业的发展包含内涵发展和外延发展两种形式，其中，内涵发展是基于价值工程指导下的发展，注重“企业自身素质”的提高；而外延发展则注重外在规模的扩大。不同的发展模式具有不同的信用风险，通过深入研究分析企业的发展能力要素，能够有效了解企业的发展趋势，对企业未来的发展情况做出推测，进而判断出企业的信用风险水平。

营运能力要素：营运能力是社会生产力在企业中的微观表现，是企业各项经济资源，基于环境约束与价值增值目标，通过配置组合与相互作用而生成的推动企业运行的物质能量。集中反映了企业资源的综合利用效率，体现了企业管理者经营管理和资产配置的能力。营运能力越强，说明企业的资源利用效率越高，企业的偿债能力越强，企业的信用水平也越高。

偿债能力要素：偿债能力是指企业用资产偿还到期债务的承受能力和保障程度，是反映企业财务状况和经营能力的重要标志。企业能否偿还到期的长短期债务是企业能否健康发展的关键，也是企业信用评估的重点关注内容。

现金流能力要素：现金作为企业的一种资产表现，是企业的血液。从动态角度来讲，为了实现企业的生存和不断发展，现金的循环运动必须促进现金流量的不断增长和保障现金周转的顺利进行；从静态角度来说，由于现金存量本身并不产生价值，因此企业现金持有量必须控制在合理的范围内。在某些情况下，有些企业具有较强的盈利能力而且营运资金充足，正是由于缺乏足够“供血功能”的现金流而导致财务危机的出现乃至破产。此，现金流量能力是衡量企业财务风险的重要指标。企业的经营状况、违约与否都能从其现金流状况可看出端倪，是企业信用评价体系中最重要的方面。

企业信用风险的影响因素是一个相互联系不可分割的整体，商业银行在对企业的信用状况进行评估时，单从某一个或某几个影响因素着手是不科学的，必须从整体角度从多方面进行系统分析，才能反映企业信用的实际等级水平。

第四章 商业银行信用风险评估指标体系构建

4.1 商业银行信用风险评估指标体系构建原则

构建科学合理的评估指标体系是提高信用风险评估模型精确度和稳健性的前提和基础。一套科学合理的商业银行信用风险度量指标体系，并不是多个指标的简单堆砌和随意组合，而是依据一套合理的构建原则建立起来并能有效反映商业银行客户企业信用风险状况的指标系统。具体来说，在构建商业银行信用风险评估指标体系时应遵循以下几个基本原则：

(1)科学性原则。为了能准确地反映和评价企业的信用风险状况，所确定的评价指标体系必须要通过科学的方法得来，要能充分反映和体现企业信用风险的内涵，准确地理解和把握商业银行客户企业信用风险评价的内容。保证评估的内容要有科学的规定性，所选定的各个评价指标不仅要概念科学、含义清晰、易于模型化，而且评估口径要一致，各指标能够有机配合，相互之间做到不重复、不矛盾，保证评价结果真实性与客观性。

(2)完备性与简明性原则。商业银行企业客户的信用风险评价涉及到企业的方方面面，覆盖面广，要使评价结果科学且准确，评价指标体系的设计必须要贯彻完备性原则，选取相对比较完备的指标，才能全面并综合地反映影响企业信用风险的各个因素。但是，指标的设置越多越细，数据收集和加工处理的工作量也会相应加大，而且，指标分得过细，难免会出现指标之间的重叠，导致指标具有严重的相关性，反而给综合评价带来不好的结果。因此，在坚持指标体系完备性原则的同时，在不影响到评价结果的情况下，选取具有代表性和典型性的评价指标，减少不必要的评价指标，使构建的评价指标体系尽可能的简单明了。

(3)系统性与层次性原则^[64]。商业银行客户企业的信用风险是一个具有系统性、层次性的综合概念，由相互联系、相互作用的若干要素构成。因此，评价指标体系要能准确全面地分析和评价企业信用风险，就必须要坚持系统性和层次性的设计原则，运用系统的思维，从多层次、多角度来对企业信用风险进行考察，唯其如此才能全面、客观地对企业持续竞争力作出合理的评估。

(4)可操作性原则。选取的评价指标应尽量与现有的统计数据和企业财务报表相兼容，以充分保证信用数据的可获得性。同时又要考虑评价指标体系所涉及指

标的量化及数据获取的难易程度和可靠性,要便于操作和数理统计软件处理运算。

4.2 商业银行信用风险评估指标的筛选

商业银行信用风险评价的指标涉及范围广、层次多,若仅凭经验和主观判断进行筛选,容易造成漏选一些重要指标,或是入选对商业银行信用风险评估影响比较小的指标,而且可能造成所构建的指标体系相关性较强,导致风险评估的结果不准确,从而影响银行信贷决策。因此,为了体现评价指标的科学性及合理性,本文在构建评估指标体系时遵循以下两个步骤:首先依据上文构建的影响因素,对指标进行初选,然后运用统计方法,结合专家咨询,对初步确定的指标进行筛选,剔除对信用风险评估贡献不大及相关性较强的指标,增加遗漏的主要指标,以此完善评价指标体系,最后得出商业银行信用风险评估指标体系。

(1)评价指标的初选^[65]

在初步选取指标时,本着科学性、完备性、简明性、系统性、层次性以及可操作性的原则进行选取。商业银行对企业的信用风险评估作为一个完整的评价系统,会涉及到企业的各个方面。为了保证评价的全面性,本文在初选评价指标时尽可能地考虑到各个影响因素,避免遗漏特别重要的评价指标,从而做到指标选取的完备性。各个指标之间要建立起层次分明的关系,形成一个主次分清、层级分明的指标体系。为了保证所选指标的准确性,使指标体系更好地反映企业信用风险评价的要求,评价指标的初选应坚持以科学的方法作指导。目前,评价指标体系的初选方法有目标分析法、综合法、交叉法、指标属性分组法等。本文采用目标分析法,构建路径如下:

首先,确定目标层。对企业信用风险评估的内涵做出科学合理的解释,着重剖析影响商业银行对企业信用风险评估的影响要素,明确该评价的总目标与各个子目标。实质上,对商业银行信用风险评估的主要影响因素的剖析过程即是评价总目标的分解过程,通过对主目标进行分解,得出了下一层级的子目标。

其次,对每一个子目标进行细分解。越是复杂的多指标综合评价问题,越能体现这种细分的重要性。

最后,依据二级指标层次建立具体的指标。然后依据各个指标集的因果、隶属及顺序等关系,对指标集进行关系划分和类划分,得到一个层次分明的指标树。如图 4.1 所示:

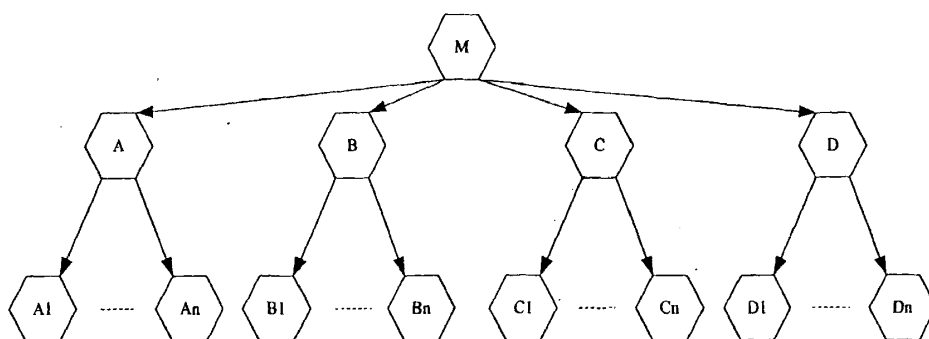


图 4.1 评价指标体系层次结构图

依据上述方法，在确定评价指标影响因素的基础上本文从盈利能力、发展能力、营运能力、偿债能力、现金流能力和企业能力、企业信誉七个方面对评价指标进行初选，如下表 4.1 所示：

表 4.1 初选评价指标体系

一级指标	二级指标	三级指标
商业银行信用风险评估指标体系	盈利能力	总资产报酬率
		主营业务利润率
		销售净利率
		净资产收益率
	发展能力	主营业务收入增长率
		三年利润平均增长率
		净利润增长率
		净资产增长率
		总资产增长率
		每股收益增长率
	营运能力	应收账款周转率
		存货周转率
		总资产周转率
		流动资产周转率

		固定资产周转率
	偿债能力	流动比率
		速动比率
		资产负债率
		全部资本化比率
		产权比率
		已获利息倍数
	现金流量能力	主营业务现金流量比率
		每股经营现金净流量
		成本费用利润率
		现金流量比率
	企业能力	战略管理
		员工素质
		决策水平
		管理制度
		研发能力
		政策支持
		技术素质
		市场占有率
		行业发展前景
		发展规划及措施
	企业信誉	销售合同履约率
		品牌形象
		贷款偿还率
		贷款使用情况
		贷款付息率
		贷款还本率
		贷款履约率

(2)评价指标的筛选与补充完善

为全面地反映企业信用风险评估影响因素的各个方面,在指标初选的时候尽量将所有可能的因素考虑进去,但往往导致同时入选的指标相关性较强,不仅加大了数据处理的工作量,也使得评价结果偏离事实。另一方面,由于学识及能力的限制,在指标初选的过程中,有可能遗漏较为重要的评价指标,造成评价结果的不准确。因此,对于经过初选后的指标,需要对其做进一步的分析筛选,删除冗余重复的指标,增加遗漏的指标,借此完善评价指标体系。

理论上讲,对指标的优化筛选应采用多元统计分析等客观方法,即通过相关性分析,剔除相关性较大的指标,使最终的指标集具有较大的独立性。但是,采用多元统计方法等客观方法首先要有样本较大的原始数据集合,而且工作量也较大,考虑到限于所能获得的资源和时间限制,客观上讲,采用此种方法不可行。因此,本文采用问卷调查的方式对专家意见进行征询来对评价指标进行进一步的完善。首先,在查阅有关企业管理、经济学等文献的基础上,对其中有关企业信用、企业信用风险评估的研究进行归纳、统计、分析,结合影响商业银行信用风险评估的主要影响因素分析,设计相应的问卷对经济与管理学院的教授、某商业银行的信贷经理以及企业的中高层管理人员进行访谈,征询他们对于商业银行信用风险评价指标的意见。依据对访谈结果的归纳总结,对初选指标进行逐个分析,剔除明显重复的指标和相关性较强的指标,补充遗漏的指标,从而确定了入选指标。指标筛选的具体方法同本文章节 3.2 的影响因素筛选方法。

4.3 商业银行信用风险评估指标体系的总体框架

基于对商业银行信用风险评估影响因素分析的基础上,遵循评价指标体系构建的基本原则,按照上述评价指标筛选的方法,本文最终从盈利能力、发展能力、营运能力、偿债能力和现金流能力、企业能力、企业信誉等七个方面构建了评价指标体系,如表 4.2 所示。评价指标体系既包含定性指标,又包含定量指标。对于定性指标可以通过采取问卷调查、专家评分的方式对其进行定量评价;对于定量指标则可以直接从企业的财务及统计资料中获取。

表 4.2 商业银行信用风险评估指标体系

一级指标	二级指标	三级指标
商业银行信用风险评估指标体系	盈利能力 X_1	总资产报酬率 X_{11}
		销售净利率 X_{12}
		净资产收益率 X_{13}
	发展能力 X_2	主营业务收入增长率 X_{21}
		总资产增长率 X_{22}
		每股收益增长率 X_{23}
	营运能力 X_3	应收账款周转率 X_{31}
		存货周转率 X_{32}
		总资产周转率 X_{33}
	偿债能力 X_4	速动比率 X_{41}
		资产负债率 X_{42}
		产权比率 X_{43}
		已获利息倍数 X_{44}
	现金流量 X_5	主营业务现金流量比率 X_{51}
		每股经营现金净流量 X_{52}
		现金流量比率 X_{53}
	企业能力 X_6	战略管理 X_{61}
		决策水平 X_{62}
		员工素质 X_{63}
		管理制度 X_{64}
		研发能力 X_{65}
		政策支持 X_{66}
		市场占有率 X_{67}
	企业信誉 X_7	销售合同履约率 X_{71}
		品牌形象 X_{72}
		货款支付率 X_{73}
		贷款履约情况 X_{74}

4.4 商业银行信用风险评估指标的具体解释

(1) 盈利能力

①总资产报酬率。总资产报酬率 = $\frac{\text{息税前利润总额}}{\text{平均资产总额}} \times 100\%$ 。该指标反映了企业

运用全部企业经济资源的总体获利能力,用以评价企业资产运营效益的重要指标。该比率越高,说明企业的资产利用效率越高,企业盈利能力越强,经营管理水平越高。

②销售净利率。销售净利率 = $\frac{\text{净利润}}{\text{销售收入净额}} \times 100\%$ 。该指标是衡量企业经营管

理水平的重要指标。它反映了企业通过销售产品赚取利润的能力,比率值越高,说明企业通过扩大销售获取收益的能力越强。

③净资产收益率。净资产收益率 = $\frac{\text{净利润}}{\text{平均净资产}} \times 100\%$ 。该指标是评价企业利用

自有资本及其积累获取报酬水平的最具代表性指标,它反映了企业资本运营的综合效益。该指标通用性强,适应范围广,不受行业的局限。在国际上企业综合评价中使用率极高。通过综合对比分析该指标,可以获知企业的获利能力与同类企业的差异水平以及企业同行业中所处的地位。通常该指标值越高,表明企业利用自有资本获利的能力越强,运营效益越好,对企业投资人、债权人的权益保证程度越高。

(2) 发展能力

①主营业务收入增长率。

主营业务收入增长率 = $\frac{\text{本期主营业务收入} - \text{上期主营业务收入}}{\text{上期主营业务收入}} \times 100\%$ 。该指标是衡量

企业的发展现状、市场占有能力以及预测企业主营业务发展趋势的重要标志。主营业务收入不断快速的增长,是企业在激烈的市场竞争中获得生存和不断发展的基本条件。若主营业务收入增长率大于0,说明该企业本年度的主营业务收入有所增加,而且指标值越高,说明增长速度越快,企业的发展前景越好;反之,若该比率小于0,则表示企业存在产品或服务的适销不对路、质次价高等问题,市场份额有所萎缩。应引起企业主及债权人的注意。

②总资产增长率。总资产增长率 = $\frac{\text{本年总资产增长额}}{\text{年初资产总额}} \times 100\%$ 。该指标是从企业

资产总量扩张方面衡量企业的发展能力,表明企业规模增长水平对企业发展后劲的影响。该指标值越高,表明企业一定时期内资产规模扩张的速度越快。

$$\textcircled{3} \text{ 每股收益增长率。} \text{ 每股收益增长率} = \frac{\text{本期每股收益} - \text{上期每股收益}}{\text{上期每股收益}} \times 100\%。$$

该指标反映公司每股利润的增长程度,通常越高越好。它是检验公司成长性的试金石,亦是机构衡量个股成长性的三大核心指标之一。

(3) 营运能力

$$\textcircled{1} \text{ 应收账款周转率。} \text{ 应收账款周转率} = \frac{\text{赊销收入净额}}{\text{应收账款平均余额}}。 \text{ 该指标是评价应收}$$

账款流动性大小的重要财务比率,反映了企业在一个会计年度内应收账款的周转次数,用来分析企业实收账款的变现速度和管理效率。这一比率越高,说明企业催收账款比较及时,可以减少坏帐损失,资产的流动性越强,企业的短期偿债能力也相应增强,企业的资信也就比较高。应收账款周转率高,对公司的生产经营有利,也有助于提高企业的信用水平。但应收账款周转率并非越高越好,该指标值过高,可能是由于企业奉行了相对较为严格的信贷政策、信贷标准和付款条件过于苛刻导致的。这会限制扩大企业产品销量,从而影响企业的盈利水平。

$$\textcircled{2} \text{ 存货周转率。} \text{ 存货周转率} = \frac{\text{销售成本}}{\text{平均存货}}。 \text{ 该指标表明一定时期内企业存货的}$$

周转次数,是评价企业流动资产流动性的指标,也是衡量企业生产经营各环节中存货运营效率的综合性指标。存货周转率越高越好,说明其变现的速度越快,资产占用水平越低。但如果比率过高,也说明企业在管理方面可能会存在一些问题,如存货水平太低,甚至经常缺货,或者采购次数过于频繁,批量太小等。存货周转率过低,常常是库存管理不力,销售状况不好,造成存货积压,说明企业在产品销售方面存在一定的问题,应当采取积极的销售策略,但也可能是企业调整了经营方针,因某种原因增大库存的结果。

$$\textcircled{3} \text{ 总资产周转率。} \text{ 总资产周转率} = \frac{\text{主营业务收入}}{\text{总资产平均余额}}。 \text{ 该指标也称总资产利用率,}$$

是考察企业资产运营效率的重要指标,体现了在企业经营期间全部资产从投入到产出的流转速度,反映了该企业全部资产的利用效率和管理质量。指标值越高,表明企业总资产周转速度越快,企业全部资产的使用效率越高,经营效果越好,信用水平就越高。

(4)偿债能力

①速动比率。速动比率 = $\frac{\text{流动资产} - \text{存货}}{\text{流动负债}} \times 100\%$ 。该比率表明每一元流动负债

有多少速动资产作为偿还的保障，反映企业在某一时点随时可变现资产来偿还短期债务的能力。比率值越高，说明企业的短期偿债能力越强。由于扣除了存货等变现能力较差且不稳定的资产，速动比率在反映短期债务偿还能力上比流动比率更令人信服。

②资产负债率。资产负债率 = $\frac{\text{负债总额}}{\text{资产总额}} \times 100\%$ 。该比率又称负债比率，它从整

体上体现企业的偿债能力，反映了企业的资产总额中有多少是通过举债而得到的，也体现了企业资产对债权人权益的保障程度。该比率值越小，负债占资产的份额越小，企业偿还债务的能力就越高；反之，负债占资产的份额越高，则每年都要面临高额的利息费用支出，而用其他方式筹资的成本大、可能性低，企业偿还债务的能力就较差。

③已获利息倍数。已获利息倍数 = $\frac{\text{息税前利润}}{\text{利息费用}}$ ，该指标主要衡量企业的经营收

益对债务利息的支付能力。指标值越高，说明偿债能力越强。反之，则说明企业难以保证用企业的日常经营所得来按时按量支付长短期的债务利息，必然引起债权人的担忧。正常情况下，该指标值应至少大于 1，否则，难以偿还债务及利息，企业违约的风险较高，甚至会导致企业的破产。

(5)现金流量

①主营业务现金流量比率。主营业务现金流量比率 = $\frac{\text{经营活动现金流量净额}}{\text{主营业务收入}}$ 。

该指标又称为主营业务收入含金量，指标值越高，说明营业收入的质量越高，面临的风险越小。比率值越低，则表明企业存在大量的应收账款，具有较大的收款压力，加大了企业的经营风险。

②每股经营现金净流量。每股经营现金净流量 = $\frac{\text{经营活动现金流量净额}}{\text{年末普通股股份总数}}$ 。该指

标反映企业的最大派息能力，指标值越高，说明企业经营过程中现金流越充沛，企业偿还借款的能力越强。

③现金流量结构比率。现金流量结构比率 = $\frac{\text{经营活动现金流量净额}}{\text{流动负债}}$ 。该指标主

要反映经营活动产生的现金净流量能够抵付流动负债的比率，指标值越高，表明企业现金流越充足，偿付短期负债的能力也越强，企业违约的几率越小。

（6）企业能力

①战略管理。该指标主要考察企业是否具有正确、合理的发展预期及远景规划、是否具备应对各种潜在威胁的积极措施。只有具备高超的战略管理能力才能把握企业发展的正确方向，才能保证企业实现良性发展，维护企业良好的信用度和偿债能力。

②决策水平。企业经营的好坏、管理水平的高低，主要取决于领导班子的决策水平和组织能力。只有企业的领导班子具备较高的政治素养、完善的知识储备、良好的决策能力及组织指挥能力以及高超的人际关系处理能力，才能带领企业处于滚滚的竞争狂潮中而屹立不倒，企业的风险才能保持在较低的水平。

③员工素质。员工的素质水平对企业生产经营效果起着根本性的影响作用。员工的知识技能是否娴熟、技术等级结构是否合理、人员搭配是否科学、是否具有充分的工作积极性以及敬业精神、是否具有较强的团队凝聚力等因素决定了企业的各项法规政策能否得到有效执行，影响着企业的发展前景。

④管理制度。该指标主要用来衡量企业管理制度的先进性、各种监管措施是否完善、人才激励与约束制度是否健全、信息上传下达是否通畅、职工的团结稳定程度等。

⑤研发能力。该指标主要用来衡量企业在掌握现有技术的基础上，组织企业的相关资源，有效地把握及满足市场需求，降低生产与管理成本，在提高经济效益的基础上保持技术领先的能力。只有具备较强的研发能力，才能更好地以市场需求为导向，以降低生产成本为手段，提高企业的经营利润，为企业的不断发展壮大奠定坚实的基础。

⑥政策支持。在目前并不完善的市场竞争环境下，市场对经济的调节行为存在着明显的缺陷，政府作为“看得见的手”有必要加强对市场的引导与支持，以弥补市场对资源调节的不足。如果政府对企业具有较为明显的资助及购买行为、出台行业发展引导政策和加强知识产权保护等，说明政府对该行业企业具有较大的支持力度。行业的发展前景较好。

⑦市场占有率。该指标表明企业产品在市场同类产品中所占的百分比，能直接反映企业的商品对消费者的满足程度，说明企业的商品在市场中的地位以及是否具备竞争优势，通过不同时间的市场占有率的变化对比可以判断企业的市场开拓能力以及应变能力，进而预测企业的未来发展走势。市场占有率越高，且呈现不断增大趋势，说明企业的经营竞争能力越强，企业的利润来源也越有保障，企业的信用风险也就越低。

(7)企业信誉

①销售合同履约率。该指标反映企业签订的销售合同的履约情况，体现企业产品销售量、产品品质稳定性、市场变化状况等。销售合同履约率越高，企业经营状况越好，信用水平也就越高。

②品牌形象。企业的品牌形象是其产品在市场及社会公众心中所具有的特色鲜明的个性特征，集中反映了消费者对其的认知与评价，也体现了企业的实力与本质，对企业的发展起着至关重要的影响作用。企业的品牌形象好，说明企业具有较高的知名度及美誉度，企业的产品竞争中保持较高的市场占有率，利润来源才有保障。

③货款支付率。该指标主要衡量企业在一定时期内，因购买原材料、半成品时对货款的支付情况，能有效反映出企业在经营过程中的信用状况。

④贷款履约情况。该指标从贷款使用情况及贷款偿还情况两个方面对企业的信用情况进行评估。其中，贷款使用情况主要考察企业是否遵循贷款专用合约，是否具有挪作它用的情况，若有，则表明贷款偿还的违约风险较大；而贷款偿还情况则通过贷款偿还率来考察。贷款偿还率主要反映了在一定时期内企业到期偿还的贷款额占全部贷款余额的比例，是考核企业银行贷款偿还情况的指标。借款能否及时偿还，综合反映了企业生产经营活动情况，在企业资金周转的过程中，任何环节上出现问题，都会影响借款的及时偿还。因此，企业贷款履约情况在一定程度上反映了贷款的风险程度，表明了企业的资金信用状况。其计算公式为：

$$\text{贷款偿还率} = \frac{1 - \text{期末逾期偿还借款余额}}{\text{期末借款总余额}}。$$

第五章 商业银行信用风险神经网络评估模型构建

5.1 现有商业银行信用风险评估方法及适用性分析

5.1.1 传统信用风险评估方法

(1) 专家判断

专家判断法^[3]是一种最古老的信用风险评估方法,是指信贷专家依据自身的专业技能、行业经验等对相关的定性和定量信息进行主观判断,最终评定信贷风险等级。

“5C”要素分析法主要从品德(Character)、能力(Capacity)、资本实力(Capital)、担保(Collateral)和经营环境条件(Condition)五个方面对借款人进行全面的定性分析以判断借款人的还款意愿和还款能力。

①Character: 品德。主要是指借款人偿债的意愿。即确定信贷资金的用途是否明确、是否符合银行的信贷政策,借款人是否具有负责任的态度和真诚的还款意愿、借款人过去的信用状况如何等。②Capacity: 资格与能力。首先,必须确定借款人是否具有申请贷款及签署贷款协议的资格及合法权利。其次,应分析借款人的经营管理能力,对企业借款人而言,其主要负责人经营管理的才能和经验、受教育程度、应变能力、思维能力和判断能力、指挥与组织能力。最后,分析借款人的还款能力,这可以通过借款人的收益变动状况来考查。③Capital: 资金实力。主要是指借款人资产的价值、性质和变现能力,以及考察借款人的股东的股权分布状况以及财务杠杆状况,分析经营净现金流是否充足。④Collateral: 担保。主要指抵押品及保证人。即分析抵押品的价值、已使用年限、市场流动性、是否投保等。对于由第三者提供保证的贷款,应分析考察保证人是否具备担保的资格,并审核保证人的资金实力及其提供的抵押品。⑤Condition: 经营环境和商业周期。主要是指企业自身的经营状况和外部的经营环境。内部条件包括企业的经营特点、经营方式、技术情况、竞争地位、市场份额等,这些因素是企业自身能决定。而外部环境非企业自身所能控制,包括社会环境、通货膨胀、本行业发展趋势、国民收入水平、产业结构调整、同业竞争状况、市场价格变动等。

“5C”要素分析法都是将贷款企业的还款能力、道德品质、担保、资本实力和经营环境条件等要素逐一进行评分,借此使得商业银行对贷款企业的整体状

况有相对全面、清晰的认知。

专家判断法具有较强的灵活性，能够对定性指标加以分析评价，如借款企业的行业竞争力、管理层经营素质等要素，可以较为全面地对一个企业的还款能力和偿还意愿进行考察和评价。但也存在一定的不足：首先，采用专家判断法时，风险评估专家往往对某类客户或者某一行业有着较强的偏好，因此所选择的客户具有较高的相似性，无疑加剧了银行贷款的集中程度，这必然会给银行带来潜在的信用风险。其次，采用专家判断法时缺乏通用的评价标准，更多的是依靠信贷专家凭借经验进行决策，而评估专家的专业技能、主观判断和对某些关键因素的权衡往往因人而异，这就容易造成信用评估的主观性、随意性和不一致性。再次，专家评价方法需要相当数量的专业信用分析人员，随着银行业务量的不断增加，其所需要的信用分析人员就会越来越多，势必会造成银行人员的冗余，运转效率低下和人员成本高昂。最后，专家评价法只能大致判断贷款企业是否违约，但却无法得出企业的违约概率。可能会导致可控风险损失范围内的客户资源流失，势必影响商业银行的应变能力。

(2)Z 评分模型和 ZTEA 评分模型

Z 评分模型是由美国纽约大学的教授 Edward I. Allman 在 1968 年提出的。依据数理统计中的分辨分析技术，对银行过去贷款案例进行统计分析，选择若干最能反映借款人财务状况，对贷款质量影响较大、最具预测和分析价值的财务比率，利用权重加以综合，设计出一个最大程度的区分贷款风险度的数学模型，借此对贷款人进行信用风险及资信评估。

Z 评分模型判断函数：

$$Z=1.2X_1+1.4X_2+3.3X_3+0.6X_4+0.999X_5 \quad (5.1)$$

其中， X_1 =净营运之本/总资产， X_2 =留存收益/总资产， X_3 =息税前利润/总资产， X_4 =普通股和优先股市价/负债的账面价值， X_5 =销售额/资产总额。

Edward I. Allman 给出了借款人的违约临界值为 $Z_0=2.675$ ，当 $Z>2.675$ 时，说明企业财务状况良好，发生破产的可能性较小，被划为非违约组；当 $Z<2.675$ 时，财务风险较大，应被划为违约组；而当 $1.81<Z<2.99$ 时，表明该企业的财务极不稳定，判断失误较大，被称为“灰色区域”，这个区域是因为原始样本存在错误分类或两类的重叠而产生的，对于 Z 值落在该区域的借款企业的信用状况还需要借助其他方法来加以辅助判断。

20 世纪 70 年代, Altman 等又对原始的 Z 计分模型进行修正, 推出了第二代信用评分模型, 即 ZETA 信用评分模型。新模型的变量由五个增加到七个, 既拓宽了模型的适用范围, 使之不仅适用于制造业, 也适用于零售业; 同时大大提高了对不良贷款的辨认准确度, 尤其是提前预测的能力大为提高。

$$\text{ZETA 模型: } \text{ZETA} = aX_1 + bX_2 + cX_3 + dX_4 + eX_5 + fX_6 + gX_7 \quad (5.2)$$

其中: X_1 : 资产报酬率, 用来衡量企业的盈利能力; X_2 : 流动比率, 反映企业的变现能力及短期偿债能力; X_3 : 利息保障倍数, 评估借款企业的利息偿付能力; X_4 : 资产减负债/总资产, ; X_5 : 收入稳定率, 反映资产收益率在五到十年内变化的标准差, 用来衡量风险大小; X_6 : 资本化率(普通股权益/总资本); X_7 : 规模指标, 由总资产的对数表示。

信用评分模型的优点是: ①模型的评分主要依据既得的企业数据, 因此评价结果相对比较客观; ②综合考虑了企业的多个变量指标, 作为多变量的评分模型, 可以对借款企业的信用做出相对比较综合的评定。

Z 评分模型与 ZETA 模型存在的问题主要包括: ①二者的判别函数都是线性的, 而现实经济变量之间多存在非线性的关系, 尤其是公司的破产路径是高度非线性的, 而且现实经济很难满足模型要求样本必须服从正态分布和样本协方差矩阵相等的假设, 从而削弱了模型的预测准确度, 大大限制了模型功效的发挥。②模型中各因素权重的确定缺乏客观性与动态性。各变量的权重是主观确定的, 且权重一经确定就固定下来, 没有反映企业内部环境的变化和企业外部经济环境的改变所导致的权重变化, 致使模型的计算精度受到一定的影响。③模型预测结果的时效性。模型中除了股权的市场价值外, 其它的变量都是采用历史财务数据, 属于静态分析, 然而由于市场瞬息万变, 模型预测的结果落后于企业当时的信用状况, 难以对借款企业的信用风险进行实时的检测, 这就必然影响到模型预测结果的可靠性与及时性。④过分依赖借款企业的财务报表账面数据而未将非财务指标纳入其中, 难以对借款企业做出较为全面的考察, 会大大影响模型的预测能力。

(3) Logistic 回归模型

Logistic 回归模型是一个取值为 0 和 1 之间的二分类模式。该模型可用于解决非线性变量的分类问题, 而不需要样本变量满足正态分布和等协方差的条件。但该模型也具有前提假设: 数据选自随机样本; 自变量 X_i 之间不存在多重共线问题; 因变量 Y 是 N 个自变量 X_i 的函数, 且二者之间是非线性的。利用该模型解决

问题的思路是通过选择一组财务比率变量来预测借款企业破产或违约的概率，依据银行的风险偏好设定风险警戒线，以此作为标杆对借款企业进行风险定位，判别企业的信用状况。

$$\text{Logistic 回归模型}^{[66]}: Y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5.3)$$

$$\eta = C_0 + \sum_{i=1}^m C_i X_i \quad (i=1, 2, 3, \dots, m) \quad (5.4)$$

其中， $Y \in [0, 1]$ ，是借款企业的违约概率； $X_i (0 \leq i \leq p)$ 是信用风险评定的财务指标变量； C_i 是解释变量系数，可通过回归或极大似然估计获得。

Logistic 的函数图象是 S 型分布， Y 是 η 的连续增函数， $\eta \in [-\infty, \infty]$ ，

$$\lim_{\eta \rightarrow \infty} Y = \lim_{\eta \rightarrow \infty} \frac{1}{1 + e^{-x}} = 1 \quad (5.5)$$

$$\lim_{\eta \rightarrow -\infty} Y = \lim_{\eta \rightarrow -\infty} \frac{1}{1 + e^{-x}} = 0 \quad (5.6)$$

在实际应用中，一般以 0.5 作为分割点。即贷款企业的 Logistic 值 Y 接近于 1，则属于经营失败的企业，有可能面临财务危机，具有较高的违约概率，被判定为信用“差”的公司；反之， Y 值越接近于 0，则认为该企业经营正常，陷入财务困境的可能性较小，违约的概率较低，被判定为信用“好”的公司。

Logistic 回归模型较好地解决了变量之间的非线性问题，具有较高的准确性，应用也相对成熟；同时，该模型对变量数据的分布没有具体的要求，适用范围广。但同时也具有一些不足之处：首先，该模型的应用对数据数量具有较为严格的要求，样本的数量不少于解释变量个数的 10-20 倍，否则参数估值会有偏，影响模型的预测精度；其次，模型本身存在一定的不合理性，即整体相对风险是每个变量相对风险的乘积，与一般的可加模型相矛盾。而且该模型对中间区域的判别敏感性较差，导致判别结果不稳定。

5.1.2 现代信用风险评估模型

上世纪 90 年代以来，随着金融创新理论的快速发展，大量金融衍生产品不断涌现，信用风险环境日益复杂多变。基于金融市场信息和金融理论模型化的现代信用风险度量方法应运而生。比较有代表性的是基于 Merton 模型的 KMV 模型、J.P.Morgon 的 Credit Metrics 模型、瑞士信贷银行产品部的 Credit Risk+模型和麦肯锡公司的 Credit Portfolio View 模型等^[66]。

(1) KMV 模型

KMV 模型是由著名的风险管理公司—KMV 公司在 Black-Scholes(1974)和 Merton(1974)提出的期权定价理论基础上研究开发的违约预测监控模型。与传统的信用度量方法相比,该模型的创新之处是将贷款看作期权并站在借款企业股权持有者的角度考虑贷款偿还的激励问题。在具体计算中,它主要利用公司市场交易数据而非财务指标数据进行风险度量,利用 B-S 期权定价公式,依据借款人资产的市场价值、无风险借贷利率波动性、到期时间以及负债的账面价值,估算出借款人股权的市场价值及波动性,计算出它的违约实施点,借此计算借款人违约距离,最后依据企业的违约距离和预期违约率 EDF 之间的对应关系,对企业的预期违约概率进行测算。

(2) Credit Metrics 模型

Credit Metrics 模型是 1997 年由 J. P. 摩根公司以及美洲银行等金融机构开发的,用于私募债券和贷款等非交易性资产的估值和风险计算。其核心是计算非交易性资产的在险价值(VAR),为信用风险价值(VAR)模型化提供了计量框架。通过引入反映某信用等级企业转移到其他等级概率的信用转移矩阵,估计不同信用等级行为之间的相关性,计算组合中贷款期末的价值分布,进而对某个置信水平上的 VAR 值进行估计。

(3) Credit Risk+模型

Credit Risk+模型是 1996 年由瑞士波士顿第一银行于开发的较为成熟的信用风险价值评估模型,它源于保险精算学的信用风险附加法模型。通过运用保险精算的方法计算债券或贷款组合的损失分布,将违约事件化为有一定概率分布的连续变量,每一笔贷款都有着极小的违约概率并且独立于其他贷款。组合贷款的违约概率分布近似于泊松分布,依据泊松分布公式对其违约率。与一般的信用风险度量模型不同,该模型将价差风险归于市场风险;同时,它认为企业的违约率及违约损失的不确定性都很显著,因此为降低模型预测结果不精确的程度,应按风险暴露大小将贷款组合划分成若干个阶段,并将各阶段的损失分布加总,据此获得贷款组合的损失分布。

(4) Credit Portfolio View 模型

麦肯锡公司在借鉴现有研究成果的基础上提出了 Credit Portfolio View 模型,是对 Credit Metrics 模型的一个补充。其实质是将企业的违约概率看作失业率、

GDP 增长率、利率、汇率、以及政府支持等宏观经济变量的函数。通过对宏观经济周期的变动趋势进行深入分析，来判别信用周期，进而评估借款企业的信用风险。该模型的具体做法是将信用风险等级转移概率与宏观变量因素的关系模型化，通过不断加入宏观变量因素冲击来模拟信用风险等级转移概率的变化，分析宏观经济变化和信用违约概率及信用等级转移概率的关系，进而分析不同行业或部门不同信用级别借款人的信用风险程度。

现代信用风险模型广泛吸收了相关领域的最新研究成果信息技术，如期权定价理论，风险价值，保险精算理论等，极大的推动了信用风险评估方法的进步。更加注重样本数据分析的定量化，模型化，从钉住企业账面价值向钉住企业市场价值转变，以资本市场上的实时数据作为模型输入指标数据，更能及时准确的反映出企业的市场价值，从而更精确地反映企业的信用风险。同时，这些模型也尝试将宏观环境对信用风险的影响加入到考核指标中，以期更全面、更科学地对企业信用状况进行考察。

但是，由于经济制度、金融发展水平等方面的差异，这些模型有着较为严格的理论基础和应用条件，在实际应用时对我国商业银行等金融机构来说具有巨大的挑战性：首先，数据资料匮乏。KMV 模型应用时需要依靠历史违约数据，建立违约距离 DD 和预期违约率 EDF 的映射关系；Credit Metrics 模型的运用对评级公司提供的信用等级以及国家和行业长期的历史数据（一般需要 20 年以上的历史数据）具有较强的依赖性；Credit Portfolio View 模型不仅需要历史违约率数据，同时要依赖于较多的宏观经济数据。而我国市场经济发展的时间比较短，难以在短期内建立包含国家和行业的大量长期历史数据库，同时，银行有关客户违约的数据也是异常匮乏，这严重影响了现代信用风险评估模型在我国的应用。其次，我国信用评级滞后。Credit Metrics 模型和 Credit Portfolio View 模型依赖于信用评估机制，而我国信用评级滞后性，制约了他们在我国的应用。再次，模型的假设与现实经济情况不符。如 Credit Metrics 模型假设公司价值服从正态分布，且债务具有独立性，而实际上我国商业银行贷款之间具有较大的关联性。模型严格的假设条件与现实情况的不符导致了他们应用上的局限性。最后，我国证券市场的弱有效性。现代信用风险评估模型对证券市场具有较强的依赖性，而我国证券市场具有浓郁的投机氛围，导致了证券市场价格发现功能的失效，使得股权价值违背其真实的价值，导致模型预测结果的不准确。

通过对以上模型的介绍及适用性分析发现,信用风险评估的方法和模型有很多种,然而对此尚缺乏统一的评判标准,各个方法和模型都存在不同程度的缺陷。专家系统法侧重于定性分析,信贷的决策以专家经验及判断为基础,缺少理论支撑,具有浓厚的主观随意性,对同一贷款业务没有统一的评判标准,不同的专家可能会做出差异很大的风险评估结果。统计评分模型尽管克服了单变量模型的缺陷,判别的准确率有所提高,但自身存在着缺陷,如现实经济情况很难满足模型要求样本必须服从正态分布和样本协方差矩阵相等的假设。至于现代信用风险计量模型,我国较不发达的金融证券市场难以满足严格的理论基础和应用前提条件,因此适应性不强。

商业银行贷款本身是一个非常复杂的非线性系统,一般的线性理论难以客观反映其规律,而神经网络模型具有较好的鲁棒性,尤其是它能同时处理连续或离散数据等多种形态的数据,使信用风险评估模型在选取输入指标时具有更好的灵活性和较强的操作性,强大的非线性映射能力,非常适合描述信用风险状况的非线性特征,这也使评估模型更加贴近客观实际,有效克服了传统分析过程的复杂性及选模型函数选择上的困难,给建模与分析带来极大的方便。同时,神经网络模型较强的自学习能力合理地解决了评估指标的权值问题,弱化了权值确定的人为因素,也更加符合解决实际问题的科学步骤。良好的泛化能力使得模型使用者即使不了解模型运算细节也不具备相应的统计知识,也能够轻松得出结论,大大降低了评估模型在商业应用中的成本,提高使用效率。因此,本文将神经网络算法在商业银行信用风险评估中的应用作为研究对象,以期提供一种评估方法,达到既能克服传统信用评估模型的缺陷,又能解决国内金融市场不完善、数据缺乏而导致的现代信用风险模型“水土不服”的问题,并对评估模型进行优化及改进,将定量与定性分析相结合来对信用风险评估进行研究。

同时,神经网络的种类很多,在利用神经网络模型处理实际问题时,需要根据研究对象的不同特点,选择不同的神经网络模型。但误差反向传播神经网络(BP神经网络)解决了多层网络模型中隐含层的连接权问题,提高了神经网络的学习和记忆功能,是目前最常用、最流行的神经网络模型。BP网络的运算处理过程实质上是一种数据函数复杂的非线性映射,具有极强的函数逼近性能,研究表明,单个隐含层的BP网络就能以任意精度逼近在实数集上的任意非线性函数。尽管该神经网络模型存在收敛慢、易陷入局部极小值的缺点,但可通过采取相应的措施

来加以改进。而且它简单、易行、计算量小、并行性强，是目前实际应用的首选算法。因此，本文也将选取三层 BP 神经网络作为商业银行信用风险评估模型的建模基础。

5.2 基于改进 BP 算法的商业银行信用风险评估模型

5.2.1 BP 算法的局限及改进

BP 算法的基本流程是样本信息从输入层进入到网络结构中，经过网络隐含层激励函数处理后向前传输至输出层；当输出层的实际输出与期望输出不相符时，网络将按希望输出与实际输出误差减小的方向，将误差从输出层经由隐层反向传输至输入层，通过各层获得的误差信号对各单元权值进行调整。此过程反复进行，一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度或预先设定的学习次数为止，就完成了数据处理的过程。

由于 BP 网络采用的是误差反向传播的算法，实质就是一个无约束的非线性最优化的计算过程，在网络结构较大时存在计算时间长、易陷入局部极小点而得不到最优结果的缺点。这主要是由于网络权值在修改过程中震荡较大，另外学习率的设定也影响着网络训练速度。为了使训练速度加快，提高模型的计算精度，避免陷入局部极小值，本文采用以下两种方法对标准 BP 神经网络算法进行改进。

（1）增加动量项

增加动量项的目的是为了避免网络训练陷于较浅的局部极小点。动量项反映了以前积累的网络权值调整经验，从前次权值的调整量中取出一部分叠加到本次权值的调整量中，使得网络权值的变化保持一定速度水平，减小了算法在网络权值调整过程中的震荡趋势，以提高训练速度，有效地解决了标准 BP 算法易陷入局部极小值的不足。

（2）自适应调节学习率

BP 算法在数据处理过程中采用梯度下降法，即利用误差对于权、阈值的一阶导数信息来指导下一步的权值调整方向，以使得最终得到总误差最小。为了保证网络收敛，算法的学习率 η 必须小于某一上限，一般取 $0 < \eta < 1$ ，而且当误差越接近极小值时，由于梯度变化值逐渐趋于零，算法的收敛会越来越慢。为了提高学习速度，需要采用较大的学习速率，这又会导致网络在稳定点附近振荡，使循环次数增加，甚至致使网络不收敛。为有效解决这一困境，本文采用增加学习速率

自调整的策略,使其该大时则增大,该小时则减小。具体说,当网络权值修改使得误差信号趋向于减小,则加大下一次学习过程的学习速率值;当网络权值修改使得误差信号增大,则减小下一学习过程的学习速率值。

经过上述改进后的BP算法,能够有效地降低模型运算的震荡幅度与次数,保证算法的收敛性,加快收敛速度,具有相当的实际应用价值。

5.2.2 基于改进 BP 网络模型的构建

设输入节点数为 m ,隐含层节点数为 n ,输出层节点数为 k 个。据此构建基于改进后的BP神经网络模型:

$$y = g(\sum_{j=1}^n v_j [g(\sum_{i=1}^m w_{ji} x_i) + b_j] + b) \quad (5.7)$$

$$e = y - t$$

$$\begin{aligned} \text{模型 (5.7) 可以用向量表示为: } Y &= g(V[g(W^T X) + B_1] + B_2) \\ E &= Y - T \end{aligned} \quad (5.8)$$

其中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 是输入向量, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ 是输出向量,

$W = (w_{ij})_{m \times n} (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n)$ 是输入层与隐含层之间的链接权,
 $E < E_{\min}$

$V = (v_{lj})_{k \times n} (l=1, 2, \dots, k; j=1, 2, \dots, n)$ 是隐含层和输出层之间的链接权,

$B_1 = (b_1^{(1)}, b_2^{(1)}, \dots, b_n^{(1)})^T$ 是隐含层的偏置权, $B_2 = (b_1^{(2)}, b_2^{(2)}, \dots, b_k^{(2)})^T$ 是输出层的偏置权,

隐含层及输出层的激励函数 $f(x)$ 是具有可导特性的Sigmoid函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}.$$

假设在第 q 次迭代中,输出端第 $p(p=1, 2, \dots, k)$ 个节点的输出误差 $e_p(q)$:

$$e_p(q) = t_p(q) - y_p(q), p=1, 2, \dots, k \quad (5.9)$$

其中, $t_p(q)$ 是目标输出值, $y_p(q)$ 是实际输出值, 均方误差信号为:

$$\xi_p(q) = \frac{1}{M} \sum_{s=1}^M (\frac{1}{k} \sum_{l=1}^k e_p(q)^2) = \frac{1}{M} \sum_{s=1}^M (\frac{1}{k} \sum_{l=1}^k (t_p(q) - y_p(q))^2) \quad (5.10)$$

其中, (5.10) 可以用向量表示为:

$$\xi_p(q) = \frac{1}{M} \sum_{s=1}^M (\frac{1}{k} \sum_{l=1}^k (T(q) - Y(q))^2) \quad (5.11)$$

$\xi(q)$ 关于 $v(q)$ 的梯度为:

$$\nabla(\xi(q)) = \frac{\partial \xi(q)}{\partial v(q)} = \frac{\partial \xi(q)}{\partial Y(q)} \cdot \frac{\partial Y(q)}{\partial v(q)} = -E(q)g'(U(q))[g(W(q)^T)X + B_1(q)^T]^T \quad (5.12)$$

$$\text{其中, } U(q) = V(q)[g(W(q)^T)X + B_1(q)] + B_1(q) \quad (5.13)$$

$E(q) = [e_1(q), e_2(q), \dots, e_k(q)]^T$ 是误差向量。

根据最小均方误差算法, 连接权值的修正是向着误差减小的方向修正步长, 令 η 为修正步长, 即学习速率值, 动量项为 α , 则连接权值的权值和偏置值的修正遵循如下公式进行:

$$\begin{aligned} \Delta V(q) &= -\eta \nabla(\xi(q)) = \eta E(q)[g(W(q)^T)X + B_1(q)^T]^T \cdot g'(U(q)) \\ V(q+1) &= V(q) + \eta \xi(q) + \alpha \Delta V(q) \\ W(q+1) &= W(q) + \eta \xi(q) + \alpha \Delta W(q) \end{aligned} \quad (5.14)$$

其中, 式子 (5.14) 中加入了学习率自调整策略, 如公式 (5.15) 所示:

$$\begin{aligned} \eta(n+1) &= \beta \eta(n) \mid E_{RMS}(n) < E_{RMS}(n-1) \\ \eta(n+1) &= \beta \eta(n) \mid E_{RMS}(n) > E_{RMS}(n-1) \end{aligned} \quad (5.15)$$

基于改进BP网络评估模型算法的步骤如下:

(1) 初始化权值, 即将隐含层权值 W 和输出层权值 V 设置为随机初始值, 输出值与目标值的误差 E 设置为 0, 学习率 η 设置为区间 (0-1] 的小数, 网络训练后达到的精度 E_{min} 设为正的小数;

(2) 提供训练模式, 输入学习样本数据, 对每个样本做前向、反向计算和权值修正, 直到满足训练要求。即计算隐含层的输出值 $Y = f(net_y)$ 、输出层的输出值

$$T = f(net_t)、网络误差值 E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{l=1}^L (y_k - t_k)^2;$$

(3) 检查是否对所有样本完成训练, 若没训练完, 则训练次数增加 1, 返回第二步, 否则进入下一步, 计算误差反向传播过程中各层的误差信号, 进而调整各层的权值, 将 q 增加 1, 检验误差是否小于设定的误差值 E_{min} , 若是, 则结束训练, 完成学习过程; 否则 p 增加 1, 返回到第二步, 继续完成学习过程。流程图如图 5.1 所示:

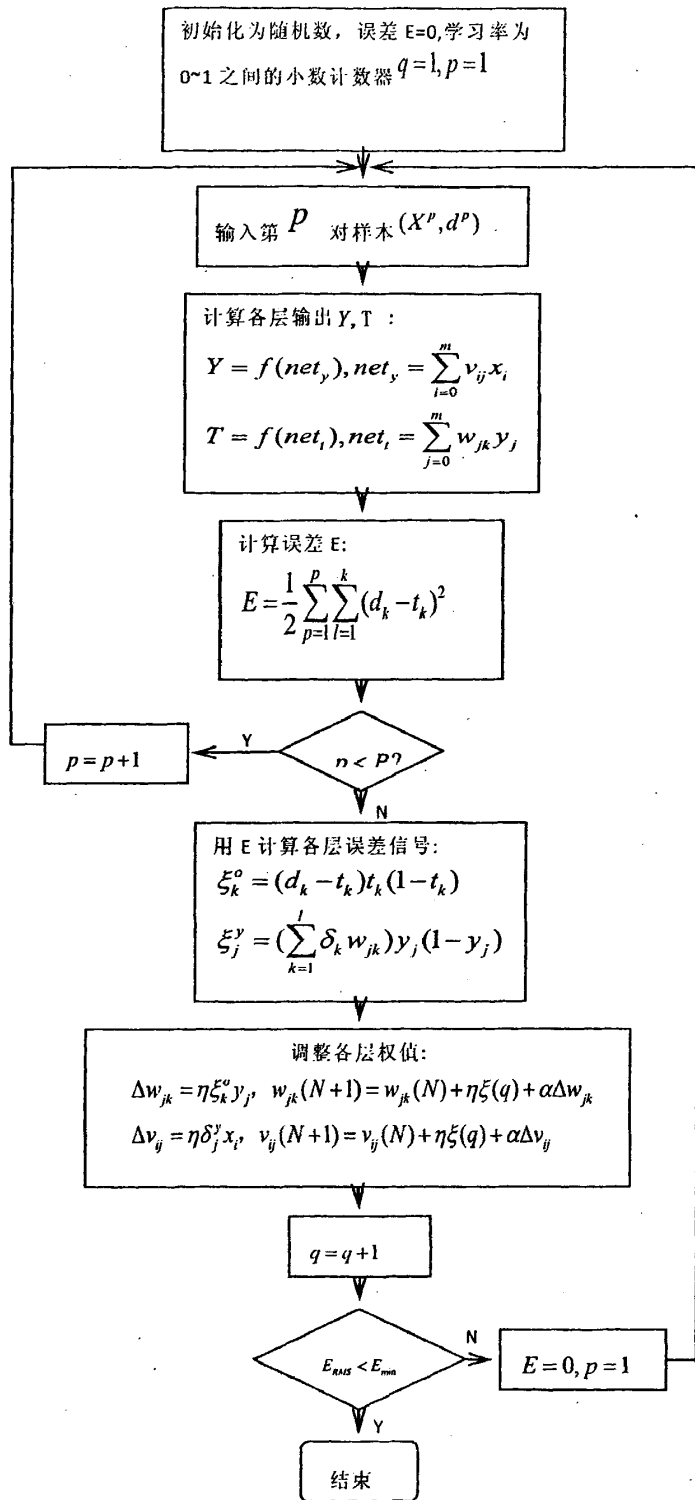


图 5.1 改进 BP 算法流程图

5.3 神经网络评估模型的软件实现

5.3.1 模型的参数设置

在运用改进后的 BP 神经网络模型做信用风险评估分析时，我们首先应设置神经网络相应的参数，以确保评估模型的有效运行。然后输入评估样本的信用风险评估指标值以及目标值，对网络进行训练，使输出值接近目标值；经过反复调整网络的参数设置使模型满足运算的要求，使神经网络获取样本“知识”，并储存在网络权值和阈值中，至此就获得了合适的信用风险评估模型，可用于实际工作中。

具体步骤如下：

(1)网络结构参数的设置。选定神经网络之后，首先要进行网络参数的设置，主要包括网络层数及各层节点数的设置。三层的 BP 神经网络可解决现实中大部分非线性的数据处理问题，应用也最为普遍，本文选用包含输入层、单隐含层和输出层三层结构的 BP 神经网络作为预测模型；在仿真实验中，输入层的节点数是由样本指标的数目所决定的；对于隐含层节点数，目前尚缺乏较好的理论作为指导，而不同的隐层节点数会形成不同的神经网络模型，我们需进行不断的反复调试才能获得合适的网络参数，从而形成有效的信用风险评估网络模型；输出层节点数为 1 个（以 0.5 为临界点，输出值小于 0.5，接近于 0 时，属于 ST 企业；输出值大于 0.5，接近于 1 时，属于非 ST 企业）

(2)训练参数的设置。该阶段主要选择神经网络模型的学习函数、训练函数、激励函数等，以及网络的训练次数、误差精度、学习速率及动量因子。训练的次數决定了神经网络的最大训练时间，即最大可以训练多少次；误差精度设定了网络训练时输出值和目标值之间所要达到的目标差异精度，通常将误差精度设置为 10^{-3} -- 10^{-5} 。学习速率是网络经过每一步训练之后各阶层网络权值调整的幅度，学习速率值越大，网络权数的调整幅度就越大，误差曲线收敛得也越快；神经网络运算时所采用的梯度下降法有可能导致误差平面陷入局部极小值，而采用本文所构建的附加动量模型能有效解决该问题。上述网络参数的合理设置，能保证网络的稳定收敛，得到精度高的信用风险评估模型。

5.3.2 神经网络模型的软件应用

MathWorks 公司研发设计的 Matlab 软件为神经网络应用研究提供了极大方便, 在构建 BP 神经网络模型时, Matlab 中的神经网络工具箱 (NNTOOL) 提供了神经网络的创建函数、训练函数、学习函数、激励函数等各种参数的设定, 这使得 BP 神经网络的创建变得较为简单并且可视化。具体流程如下:

(1) 创建 BP 神经网络:

$net = newff(PR, [S1\ S2\ \dots\ SN], \{TF1\ TF2\ \dots\ TFNI\}, BTF, BLF, PF)$

其中, *newff* 是 BP 神经网络的创建函数。

PR: 由 *R* 维的输入样本最小最大值构成的 $R \times 2$ 维矩阵;

$[S1\ S2\ \dots\ SN]$: 各网络层神经元个数。BP 神经网络的输入层和输出层的神经元个数是有输入和输出向量的维数确定的。隐含层节点数依据经验公式 $m = \sqrt{n + l} + \alpha$ (其中 *m* 为隐含层节点数, *n* 为输入层节点数, *l* 是输出层节点数, α 是 1-10 之间的常数) 来计算隐节点数的粗略初始估计值, 然后采用试凑法确定网络误差最小时对应的隐节点数。

$\{TF1\ TF2\ \dots\ TFNI\}$: 各网络层神经元的激励函数。常用的激励函数有三种: 对数 S 型函数(Logsig)、正切 S 型函数(Tansig)和线性函数(Purelin)。对数 S 型传递函数产生(0,1)之间的输出, 正切 S 型传递函数产生(-1,1)之间的输出, 线性函数可以得到任意大小的输出值。

BTF: 训练函数名称。常用的训练函数包括具有不同学习效率的梯度下降法(Traingd)、势能修正法(Traindm)以及自适应调整学习率并附加动量因子的梯度下降反向传播算法训练函数(Traingdx)等。

BLF: 网络阈值和权值的学习算法。Matlab 软件中的神经网络工具箱提供了学习函数包括基于梯度下降法的学习函数 Learngd 和基于梯度下降动量学习函数 Learngdm 两种。

PF: 网络误差性能函数。按照神经元网络的一般要求, 需要设定一个输出结果和实际值之间的误差限度, 当两次的迭代结果误差小于该值时, 系统停止迭代运算。常用的误差性能函数有: 绝对平均误差性能函数 MAE (Mean Absolute Error)、平方和误差性能函数 SSE (Sum Squared Error) 以及均方误差性能函数 MSE (Mean Squared Error)。一般情况下, 采用 Matlab 软件默认的误差性能函数 MSE。

创建神经网络后，要通过对网络的初始权值、阈值以及最大训练次数、学习速率、动量因子等进行设定，实现网络的初始化。

(2) 神经网络的训练。将经过初始化处理的神经网络调用 `train` 函数进行训练

$$[\text{net}, Y1, E] = \text{train}(\text{net}, X, Y) \quad (5.16)$$

其中，`X`：网络的实际输入数据矩阵，`Y`：数据输出矩阵，`Y1`：网络的实际输出矩阵，`E`：误差矩阵。

(3) 网络的数据泛化。即调用 `sim` 函数运用训练好的神经网络模型对非样本集的输入进行仿真模拟，计算出相应的输出。

$$Y2 = \text{sim}(\text{net}, X1) \quad (5.17)$$

其中 `sim`：仿真函数，`net`：训练好的神经网络，`X1`：待仿真数据，`Y2`：仿真结果输出值。

第六章 商业银行信用风险评估模型实证研究

6.1 评估样本的选取

难以获取商业银行企业客户贷款和违约数据是目前进行信用风险评估研究中面临的首要问题。无论是在国内还是在国外，商业银行的坏账、违约数据都属于商业机密，研究人员难以直接获取实际违约公司的数据资料。因此，在研究过程中，商业银行内部数据样本的选择是首要面临的难题。鉴于研究时间及人脉的限制，现采用国内进行商业银行信用风险评估研究时的惯用做法，即利用上市公司的数据作为研究样本。同时，鉴于实际操作中，商业银行对贷款企业的定性及定量数据具有详实的掌握，本文仅从定量分析的角度对信用风险评估做以研究，暂不考虑定性指标。综合以上论述，同时考虑到上市公司的财务报表均经过了会计师事务所的审计，数据具有真实可靠性，本文主要选取上市公司的财务数据作为研究样本。其中，被 ST 处理的企业意味着其出现了连续亏损、每股净资产低于股票面值、资不抵债等情况，说明其已经陷入了财务困境，公司的信用状况恶化，存在较大的违约可能性，应将其作为“违约样本”，划归为信用“差”的一类；非 ST 企业作为正常样本，将其划归为信用“好”的一类。

本文随机选取 2010 到 2012 三年内首次因财务异常而被 ST 处理上市公司中的 48 家作为信用状况“差”的企业组，作为商业银行企业客户的违约组。同时选择与之对应的 96 家财务正常的公司作为信用正常组。所选样本包含制造业、能源动力、建筑业、交通、医药、电子、商贸、咨询、材料等多个行业，具有较好的代表性。由于金融行业的特殊性，很多数据难以获取，因此所选择的样本不包括金融企业。具体上市公司名称及代码见附录 B。数据来源于同花顺 iFinD 数据库。

6.2 模型的应用

6.2.1 划分数据集

训练神经网络的首要 and 根本任务是确保训练好的网络模型对非训练样本具有好的泛化能力（推广性），即有效逼近样本蕴含的内在规律，而不是看网络模型对训练样本本身的拟合能力。要分析建立的网络模型对样本所蕴含的规律的逼近情况（能力），即泛化能力，应该也必须用非训练样本误差的大小来表示和评价，

因此,应首先将总样本分成训练样本和非训练样本而不能将全部样本用于网络训练。训练组用来训练神经网络,使之通过“有导师学习”获取训练样本数据的相关信息,并储存记忆在网络参数中。测试组用来验证经过训练的神经网络的准确性及推广能力。将经过一系列预处理后的 144 个样本数据分为训练组和测试组。其中训练组 X_1 为 90 组(60 个非 ST 样本和 30 个 ST 样本,见附录 C),测试组 X_2 为 54 组(36 非 ST 样本和 18 个 ST 样本,见附录 D)。

6.2.2 数据的归一化处理

由于 BP 神经网络的隐含层采用非线性可维的激励函数,具有饱和和非线性的特征,若各神经元的输入值与阈值差距过大,会使得神经元的输出落在饱和区域,这样网络的实际输出要么为激活函数的最大值,要么为激活函数的最小值,使得输出的导数值趋于零,导致权值的改变量较小,不仅学习速度缓慢,网络也难以收敛。因此,在实际应用中,为提高网络的训练速度和灵敏性以及有效避开激励函数的饱和区,一般要求输入数据的值在区间[0,1]之中,有必要对输入数据进行归一化处理。

常用的归一化方法有线性函数转换法、对数函数转换法和反正切函数转换法。本文采用线性函数转换法:

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6.1)$$

其中, x_{\max} 和 x_{\min} 分别是样本数据的最大值和最小值; x_i 为原始样本数据, x'_i 为变换后的数据。经过归一化处理后的数据不仅避免了输入数据落入饱和区域,而且也保持了数据的原有特征。本阶段的数据归一化工作运用 EXCEL 软件完成。

6.2.3 网络模型的参数设定

(1)神经网络层数。由于三层的 BP 神经网络能以任意精度逼近给定的连续函数或进行精确的数据分类,可解决现实中大部分非线性的数据处理问题,而且应用也最为普遍。因此,本文构建的商业银行信用风险评估的神经网络模型采用包含输入层、单隐含层和输出层 3 层结构的 BP 神经网络模型。

(2)网络节点。输入层的节点数即使本文构建指标体系的财务指标数量,即输

入层有 16 个神经元；输出层节点数设定为 1 个（输出值接近于 0 时，隶属于 ST 企业；输出值接近于 1 时，隶属于非 ST 企业）；隐含层节点数依据经验暂定初始值为 10 个，随后将采用试凑法确定网络误差最小时对应的隐节点数。由此构成一个 16-10-1 型的初始三层 BP 神经网络模型。

(3)最大训练次数。设置最大的训练次数为 2000 次，即当网络的训练次数达到 2000，停止训练。

(4)误差精度。根据软件要求及模型的需要，本文设置的误差精度是 $1e^{-5}$ ，当两次的迭代结果误差小于该值时，系统会结束迭代运算。

(5)激励函数。神经网络的输入数据已做归一化处理处在 $[0,1]$ 区间，本文的隐含层和输出层的激励函数均选择对数 S 型函数即 Logsig 函数。

(6)学习函数。设定为梯度下降动量学习函数(Learngdm)。

(7)训练函数。自适应调整学习率并附加动量因子的梯度下降反向传播算法函数(traingdx)是梯度下降法与自适应调整学习速率法组合优化算法，具有收敛速度快、学习效果好、计算精度高的特点，提高了神经网络的学习速度并增加了算法的可靠性。本文的训练函数选择 traingdx 算法。

(8)网络收敛的误差性能函数采用最小均方误差值 MSE，目标值定为 0.0001。

6.2.4 神经网络模型的仿真模拟

在经过上述一系列准备工作之后，就可以输入训练样本数据对网络进行训练。网络模型训练程序如下：

```
net=newff(minmax(X1),[10,1],{'logsig','logsig'},'traingdx','learngdm','mse');
net.trainParam.goal=0.0001;
net.trainParam.epochs=2000;
net.trainParam.min_grad=1e-05;
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.time=inf;
net=init(net);
[net, E1]=train(net, X1, Y1)
```

其中， X_1 是网络实际输入， Y_1 是网络目标输出， E_1 是误差矩阵。

本文采用 14 个不同的隐含层节点数对网络进行训练，以确定最佳的网络结构，经多次模拟测试，结果如表 6.1 所示：

表 6.1 不同隐含层阶点数的训练结果

隐含层阶点数	均方误差 MSE
5	0.0000983
6	0.0000878
7	0.0000625
8	0.0000794
9	0.0000874
10	0.0000953
11	0.0000989
12	0.0000972
13	0.0000996
14	0.0000981
15	0.00008997
20	0.0000995
45	0.0000957
55	0.0000955

由表 6.1 可知，当隐含层节点数为 7 个时，当网络迭代运算 300 次之后，网络性能为 0.0000625，满足设定误差限值 0.0001，且此时神经网络模型的误差最小。停止迭代运算，网络训练完毕。此时，经反复调试后，最终选定的网络学习速率 lr 为 0.05，变步长扩张系数 $lr-inc$ 是 1.05；变步长缩减系数 $lr-dec$ 是 0.7，动量因子是 0.95。如图 6.1 所示：

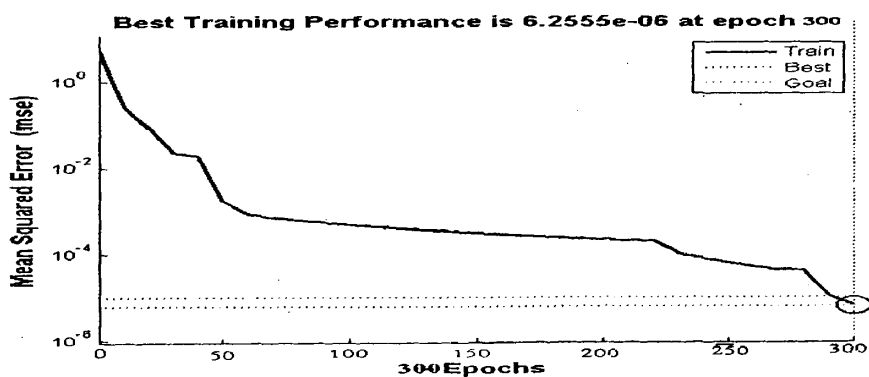


图 6.1 BP 神经网络训练误差曲线

所以，本文采用 7 个隐含层节点对网络进行训练并测试，构建了 16-7-1 的三

层 BP 神经网络模型。

为了对构建并训练好的神经网络模型的应用价值进行检验，我们需要利用训练样本对上文构建的神经网络进行仿真模拟，将模型的输出结果与 0 和 1 作比较，以检验仿真的正确概率。若正确率较高，说明本文所构建的神经网络模型在判断信用风险方面的应用是科学、有效的，能够在实践中加以运用。

针对训练好的神经网络进行仿真，通常调用神经网络工具箱中的 sim 函数网络的输入变量进行仿真测试。

具体代码为： $Y=\text{sim}(\text{net}, X_1)$ (6.2)

其中 X_1 为神经网络的验证样本，是前文选取的 90 组训练样本数据， Y 是网络实际输出。

经过多次仿真训练之后，误差精度达到目标值 0.0001，网络性能为 0.0000078417。由图 6.2 可知，所构建的神经网络模型具有较高精度的预测判断能力。

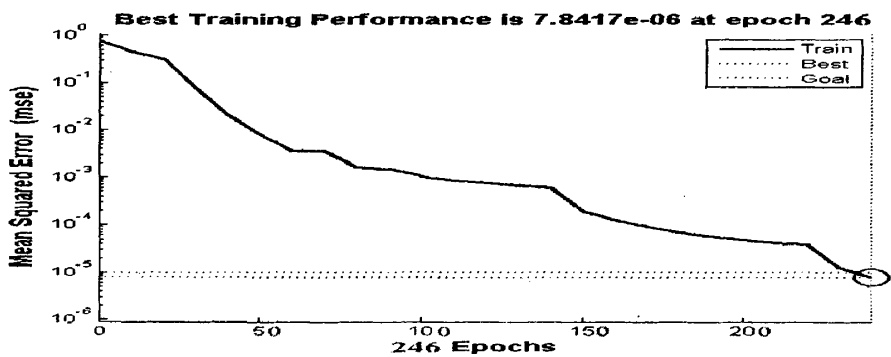


图 6.2 神经网络的训练样本仿真误差变化曲线

由此得到的训练样本仿真结果如表 6.2 所示。

表 6.2 训练样本仿真结果

序号	期望输出 值	实际输出值	序号	期望输出 值	实际输出 值	序号	期望输出 值	实际输出 值
1	1	1.0026	31	1	1.0039	61	0	0.0003
2	1	1.0009	32	1	1.0011	62	0*	0.0035
3	1	1.0012	33	1	1.0015	63	0	0.0025
4	1	1.0009	34	1	0.9999	64	0	0.0012
5	1	0.9996	35	1	0.999	65	0	0.0054

6	1	0.9973	36	1	1.0017	66	0	0.0026
7	1	1.0008	37	1	1.0003	67	0	0.0057
8	1	1.0004	38	1	0.0355	68	0	0.0005
9	1	1.0003	39	1	0.9996	69	0	0.0002
10	1	0.9992	40	1	0.9983	70	0	0.0015
11	1	1.0008	41	1	1.0001	71	0	0.0008
12	1	1.0013	42	1	1.0042	72	0*	0.9023
13	1	1.0025	43	1	0.9994	73	0	0.0006
14	1	0.1208	44	1	1	74	0	0.0038
15	1	0.9979	45	1	1.001	75	0	0.0019
16	1	0.9863	46	1	0.9989	76	0	0.0001
17	1	1.0023	47	1	0.9975	77	0	0.0028
18	1	0.9976	48	1	0.9993	78	0	0.0024
19	1	0.9979	49	1	1.0007	79	0	0
20	1	0.9997	50	1	0.9998	80	0	0.0057
21	1	0.9997	51	1	1.0016	81	0	0.001
22	1	1.0001	52	1	0.9995	82	0	0.0024
23	1	0.999	53	1	0.9982	83	0	0.0016
24*	1	0.1011	54	1	1.0005	84	0	0.0022
25	1	0.9995	55	1	0.9996	85	0	0.0011
26	1	0.9991	56	1	0.9992	86	0	0.0002
27	1	1.0001	57	1	1	87	0	0.0011
28	1	1.0032	58	1	0.9994	88	0	0.0001
29	1	0.9988	59	1	1.0005	89	0	0.0023
30	1	1.0011	60	1	0.9995	90	0	0.0008

以 0.5 作为判别临界点，当输出值大于 0.5 时，判别为非 ST 企业；当小于 0.5 时，判别为 ST 企业。结果如表 6.3 所示：

表 6.3 训练样本仿真判断结果

	组别	判别值		总计
		ST	非 ST	

数量	ST	29	1	30
	非 ST	3	57	60
百分比	ST	96.67%	3.3%	100%
	非 ST	5%	95%	100%

由判断结果可知，ST 企业的正确判别率为 96.67%，误判为非 ST 企业的概率为 3.33%，非 ST 企业的正确判别率为 95%，误判为 ST 企业的概率为 5%。总体正确率为 95.56%，总体误判率为 4.54%。总的来说，所构建的神经网络模型表现出了较好的仿真效果，能够应用于商业银行企业客户信用风险评估中。

(3) 神经网络模型的检验。

上文所构建的神经网络及仿真测试均来自训练样本数据，表现出了较好的判别效果。而模型的泛化效果即对非训练样本数据的判别效果需要进行检验，以判断该模型的推广应用价值。本文利用所选取的 54 组测试样本数据作为神经网络的输入对上文构建的神经网络进行仿真模拟，将模型的输出结果与 0 和 1 作比较，以检验仿真的正确概率。若正确率较高，说明本文所构建的神经网络模型在判断信用风险方面的应用是科学、有效的，具有较好的推广应用价值。

将 54 组测试样本数据输入到训练好的神经网络模型中进行仿真测试，对其信用风险进行评估，得到的信用风险评估值如表 5.4 所示。

具体代码为：

$$Y_2 = \text{sim}(\text{net}, X_2) \tag{6.3}$$

其中 X_2 为神经网络的验证样本，前文所选择的的测试样本组； Y_2 为网络实际输出。

表 6.4 测试样本仿真结果

序号	期望输出值	实际输出值	序号	期望输出值	实际输出值	序号	期望输出值	实际输出值
1	1	0.9996	19	1	1.0055	37	0	0.0115
2	1	0.9979	20	1	0.4280	38	0	0.0008
3	1	0.9995	21	1	1.0011	39	0	0.0075
4	1	1.0007	22	1	1.0002	40	0	0.0016
5	1	1.0038	23	1	0.9947	41	0	0.0730
6	1	0.9968	24*	1	0.1159	42	0	0.0001

7	1	1.0009	25	1	0.9993	43	0	0.0004
8	1	1.0003	26	1	0.9976	44	0	0.0024
9	1	1.0018	27	1	0.9969	45*	0	1.0003
10	1	1.0006	28	1	1.1334	46	0	0.0009
11	1	1.0006	29	1	0.9986	47	0	0.0010
12	1	1.0001	30	1	1.0020	48	0	0.0006
13*	1	0.2047	31	1	0.8829	49*	0	0.9388
14	1	1.0006	32	1	1.0005	50	0	0.0078
15	1	0.9901	33	1	1.0030	51	0	0.0035
16	1	1.0008	34	1	1.0000	52	0	0.002
17	1	2.4642	35	1	1.0000	53	0	0.0015
18	1	1.0031	36	1	0.9989	54	0	0.0021

同样以 0.5 作为判别临界点，当输出值大于 0.5 时，判别为非 ST 企业；当小于 0.5 时，判别为 ST 企业。结果如表 6.5 所示：

表 6.5 测试样本仿真判断结果

	组别	判别值		总计
		ST	非 ST	
数量	ST	15	3	18
	非 ST	4	32	36
百分比	ST	83.33%	16.67%	100%
	非 ST	11.11 %	88.89 %	100%

依据判断结果可知，测试样本的 ST 企业的正确判别率为 83.33%，误判率为 16.67%，非 ST 企业的正确判别率为 88.89%，误判率为 11.11%。总体正确率为 87.04%，总体误判率为 12.96%。总的来说，所构建模型的判别精度较高，即运用所构建的神经网络模型对商业银行企业客户信用风险进行实际评估时，正确归类的机率达到 87.04%，误判的机率比较低。说明所构建的模型泛化性能较好，能够在商业银行信用风险评估的实践中加以运用。

6.3 模型的对比分析

为了验证模型的有效性，现在用经过预处理后的样本数据运用标准 BP 神经

网络模型及 Logistic 回归做分析，从纵向和横向对比的角度验证本文所构建模型的优越性。遵循可比性原则，分别运用训练样本和测试样本做标准 BP 神经网络模型和 Logistic 回归分析，得到的结果如表 6.13—表 6.16 所示：

表 6.13 标准 BP 模型对训练样本的处理结果

	组别	判别值		总计
		ST	非 ST	
数量	ST	28	2	30
	非 ST	5	55	60
百分比	ST	93.33%	3.67%	100%
	非 ST	8.33%	91.67%	100%

标准 BP 神经网络模型对训练样本的 ST 企业的正确判别率为 93.33%，误判为非 ST 企业的概率为 3.67%，对非 ST 企业的正确判别率为 91.67%，误判为 ST 企业的概率为 8.33%。总体误判率为 7.78%，总体判别正确率为 92.22%。

表 6.14 标准 BP 神经网络模型对测试样本的处理结果

	组别	判别值		总计
		ST	非 ST	
数量	ST	14	4	18
	非 ST	6	30	36
百分比	ST	77.78%	22.22%	100%
	非 ST	16.67 %	83.33%	100%

标准 BP 神经网络模型对测试样本的 ST 企业的正确判别率为 77.78%，误判为非 ST 企业的概率为 22.22%，对非 ST 企业的正确判别率为 83.33%，误判为 ST 企业的概率为 16.67%。总体误判率为 18.52%，总体判别正确率为 81.48%。

表 6.15 logistic 模型对训练样本的处理结果

	组别	判别值		总计
		ST	非 ST	
数量	ST	26	4	30
	非 ST	9	51	60
百分比	ST	86.67%	13.33%	100%
	非 ST	15%	85%	100%

Logistic 回归判断模型对训练样本的 ST 企业的正确判别率为 86.67%，误判为非 ST 企业的概率为 13.33%，对非 ST 企业的正确判别率为 85%，误判为 ST 企业的概率为 15%。总体误判率为 14.44%，总体判别正确率为 85.56%。

表 6.16 logistic 模型对训练样本的处理结果

	组别	判别值		总计
		ST	非 ST	
数量	ST	12	6	18
	非 ST	7	29	36
百分比	ST	66.67%	33.33%	100%
	非 ST	19.44 %	80.05%	100%

Logistic 回归判断模型对测试样本的 ST 企业的正确判别率为 66.67%，误判为非 ST 企业的概率为 33.33%，对非 ST 企业的正确判别率为 80.05%，误判为 ST 企业的概率为 19.44%。总体误判率为 35.19%，总体判别正确率为 64.81%。

对比表 6.10、表 6.11 和表 6.13、表 6.14 以及表 6.15、表 6.16 可知，基于改进 BP 算法的神经网络模型无论从总体判别准确率还是对 ST 和非 ST 企业判别的准确率上，均优于标准 BP 神经网络模型以及 Logistic 回归模型。说明本文基于改进的 BP 神经网络模型具有很好的可行性及良好的判断结果，能有效反映商业银行企业客户的信用风险状况，具有较高的实用价值。在实际应用中，利用商业银行内部大量关于贷款企业信用风险状况评估的历史数据对模型训练好后，就可以使用本模型来评估具体的贷款企业的信用风险状况，从而为商业银行做出是否贷款的决策提供预测基础，达到降低商业银行信用风险的目的。

结论与展望

随着经济全球化的进一步深化,企业面临着越来越激烈的竞争,而信用风险也越来越难以进行有效测度,商业银行对建立一种科学可行的信用风险评估模型的渴求日益强烈。只有合理地对企业的信用风险进行有效评估,才能更好地为商业银行的贷款决策提供可靠依据,在促进社会经济发展的同时,提高商业银行本身应对风险的能力。

本文从商业银行信用风险管理的相关理论研究出发,在深入分析研究商业银行信用风险评估的影响因素的基础上,构建了较为全面的信用风险评价指标体系。并在综合分析现有信用风险评估模型的基础上,阐述了神经网络技术在信用风险评估应用中的优势,并深入研究了基于改进 BP 网络模型的商业银行信用风险评估模型构建流程。然后针对所选取的样本数据对模型进行了实证分析,得到了较为精确的预测判断结果,并将模型的判别结果同改进前的标准 BP 模型以及 Logistic 回归模型的判别结果做对比分析,有力地验证了评估模型的有效性及其合理性。说明本文所构建的评估模型在我国商业银行信用风险评估中具有良好的应用前景,能对商业银行的贷款决策活动起到有效的辅助作用,有利于其防范和降低信贷风险,提高商业银行的经营管理水平。其主要内容归纳如下:

(1) 本文首先对商业银行客户企业的信用及信用风险的内涵进行了界定,并详细介绍了人工神经网络的基本理论,为本文研究的开展奠定理论基础。

(2) 深入研究剖析商业银行信用风险的影响因素,在此基础上,遵循评价指标体系的构建原则及筛选方法,构建了包含企业素质、发展前景、信誉状况、盈利能力、发展能力、营运能力、偿债能力和现金流能力等 7 个方面共 27 个指标的评价指标体系。

(3) 在综合比较现有商业银行信用风险评估模型的基础上,从实用性的角度出发,选择神经网络作为本文构建评估模型的基础,并针对其局限性提出相应的解决方案,构建了基于改进 BP 神经网络的商业银行信用风险评估模型,并对利用软件实现其计算流程给出了详细介绍。

(4) 利用收集整理的 144 家公司的财务数据本文所构建的信用风险评估模型进行了实证研究。通过仿真实验,模拟识别各企业的信用风险状况,并将结果分

别同改进前 BP 网络模型以及 Logistic 回归模型的判别结果作对比分析,结果显示该模型具有较高的预测判别准确率,输出结果能对企业的信用状况进行有效评估。该模型对商业银行信用风险评价及管理提供了有益的参考依据。

但是由于作者的学识及能力有限,加上商业银行信用风险评估问题本身具有较大的复杂性,本文在研究过程中,还有不足或未涉及之处,需要以后的进一步研究和探索,主要有以下几个方面:

(1) 仅将商业银行企业客户的信用风险简单地分为违约和非违约两种,没有考虑中间状态,对信用风险暴露程度刻画不够细致。在今后的实际工作中,将针对能够取得实际数据对企业信用风险的采用更多的分类类别进行建模研究。

(2) 将本文构造的信用风险评估模型应用于实际工作中时需要根据不同的行业进行相应的调整,选取能够反映行业特点的评估指标体系及学习样本建立具有行业特色的具体模型,以提高输入信息的决策相关性。

参考文献

- [1] WeiCP, ChiulT. Turning telecommunications call detail stochurn prediction: a data mining approach[J]. Expert Systems with Applications, 2002, 23: 103-112
- [3] Levin N, Zahakis J. Predictive modeling using segmentation[J]. Journal of Interactive Marketing, 2001, 15(2): 2-23
- [3] 阎庆民. 中国银行业风险评估及预警系统研究[M]. 北京: 中国金融出版社, 2005
- [4] 邱士勤. 基于数据挖掘技术的商业银行信用风险管理研究[D]. [湖南大学硕士论文]. 湖南: 湖南大学, 2010
- [5] V.N. Vapnik, The nature of statistical learning theory, New York: Springer-Verlag, 1998 - Verlag, 1998
- [6] W.F. Messier, J.V. Hausen. Including rules for expert system development an example using default and bankruptcy data[J]. Management Science, 1985(9): 253-266
- [7] Tam K Y, Kiang M. Managerial Applications of Neural Networks The Case of Bank Failure Predictions[J]. Management Sciences, 1987, 38(1): 926-947.
- [8] Odom M D, Sharda R A. Neural networks for bankruptcy prediction. International Joint conference on Neural Network, 1990, San Diego, 163-168
- [9] Tam K.Y and M. Kiang. Predicting bank failures: A neural network approach. Decision Sciences, 1992(23): 926-947
- [10] Altman E. I, G. Marco and F. Varetto. Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminate analysis and neural networks. Journal of Banking and Finance, 1994(18): 505-529
- [11] Lain M. Neural networks techniques for financial performance prediction: Integrating fundamental and technical analysis. Decision Support Systems, 2004, 37: 567-581
- [12] B. Back, T. Laitinen, K. Sere. Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions[A], Expert Syst. Appl[c], 2006: 407-413.
- [13] K. Kiviluoto. Predicting bankruptcies with the self-organizing map[J], Neuro computing, v01.21, 2009: 191-201.
- [14] B.A. Ahn, S.S. Cho and C.Y Kim. The integrated methodology of rough set Theory

- and artificial neural network for business failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 2008,18(2):65-74
- [15]Dr Clarence N. W. Tan, Bond University, Gold Coast , Qld. A Study on Using Artificial Neural Networks to Develop an Early Warning Predictor for Credit Union Financial Distress with Comparison to the Probit Model[J]. *Managerial Finance*, 2011,27(4):56-77
- [16]Tae Yoon Kim, yong Joo Oh, Insuk Sohn, Changha Hwang. Usefulness of artificial neural networks for early warning system of Economic crisis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 583-593.
- [17]E. Nur Ozkan-Gunay, Memed Ozkan. Prediction of bank failures in emerging Financial markets: all ANN approach[J]. *The Journal of Risk Finance*, 2007, 8(5): 465-480.
- [18]Juliana Yim, Heather Mitchell. A comparison of Japanese failure models: Hybrid neural networks, Logistic models, and discriminant analysis[J]. *International Journal of Asian Management*, 2010, 3:103-120
- [19]Farzan Aminian, E. Dante Suarez, Mehran Aminian, Daniel T. Walz. Forecasting Economic Data with Neural Networks[J]. *Computational Economics*, 2006, 28:71-88
- [20]Indranil Bose. Deciding the financial health of dot-coms using rough sets. *Information & Management*. 2006, 7(43):835-846
- [21]朱毅峰. 银行信用风险管理[M]. 北京:中国人民大学出版社, 2006
- [22]赵清. 商业银行信用评级中逻辑回归与判别分析的对比[D]. [山东大学硕士论文]. 山东:山东大学, 2010
- [23]胡胜, 朱新蓉. 我国上市公司信用风险评估研究—基于 Logistic 模型的分析[J]. *中南财经大学学报*, 2011(3):38-41
- [24]薛峰, 柯孔林. 基于混合整数规划法的企业信用风险评估研究[J]. *中国管理科学*, 2006(5): 39-44
- [25]孙宁华, 刘杨. 中国商业银行信用风险度量研究[J], *成都理工大学学报(社会科学版)*, 2011(5), 17-24
- [26]陈佳洁, 李建波. 基于 DEA/AHP 的我国商业银行中小企业贷款信用风险评估研究 [J]. *中国证券期货*, 2009(7):73-74

- [27]刘铮铮. 基于层次分析法的商业银行信用评级模型研究[D]. [西北工业大学硕士论文]. 陕西:西北工业大学, 2006
- [28]朱天星,于立新,田慧勇. 商业银行个人信用风险评价模型研究[J]. 金融理论与实践, 2011(3), 64-67
- [29]于亚文. 基于信息非对称的个人信用卡信用风险研究[D]. [哈尔滨工业大学硕士论文]. 黑龙江:哈尔滨工业大学, 2012
- [30]周志军, 顾晓安. 信息熵模型在汽车金融信用评级中的应用研究[J]. 中国市场, 2007(45):81—85
- [31]宋红晶. 应用数据包络分析法对我国上市中小企业的信用评分研究[D]. [华东师范大学硕士论文]. 上海:华东师范大学, 2011
- [32]杨建模. DEA 在企业信用评分中的应用研究[D]. [湖南大学硕士论文]. 湖南: 湖南大学, 2009
- [33]陈华, 考虑企业相对效率的企业信用评估研究[D]. [中国科学技术大学硕士论文]. 安徽:中国科学技术大学, 2007
- [34]王春峰, 万海晖, 张维. 基于神经网络技术的商业银行信用风险评估[J]. 系统工程理论与实践, 1999(91):24-32
- [35]杨保安, 季海. 基于人工神经网络的商业银行贷款风险预警研究[J]. 系统工程理论与实践, 2001(5):70—74
- [36]梁操, 吴德胜, 王志强等. 基于 ANFIS 和 Elman 网络的信用评价研究[J]. 管理工程学报, 2005, 19(1):69-73
- [37]吴德胜, 梁操. 基于 V-fold Cross-validation 和 Elman 神经网络的信用评价研究[J]. 系统工程理论与实践, 2004(4):92-98
- [38]吴德胜, 梁操. 遗传算法优化神经网络及信用评价研究[J]. 中国管理科学. 2009, 12(1):68-74
- [39]陈之远, 孟蕾. 基于 Logistic 模型与 GA 算法的商业银行信用风险评估模型研究[J]. 大众商务, 2010(7):72
- [40]曾箴. 商业银行信用风险评估方法研究[J]. 计算机仿真, 2011(8):372-375
- [41]朱金华. 组合模型在商业银行信用风险评估中的应用[J]. 计算机仿真, 2011, 28(9):361-364

- [42]吴冲, 张晓东等. 基于模糊神经网络的商业银行信用风险评估模型研究[J]. 管理观察, 2009(7):187-189
- [43]郭英见, 吴冲. 基于 BP 神经网络组和 DS 证据理论的信用风险评估算法[J], 哈尔滨工业大学学报 (社会科学版), 2009(10), 42-45
- [44]肖智, 李文娟. 基于主成分分析和支持向量机的个人信用评估[J], 技术经济, 2010(3), 69-72
- [45]张婧婧, 基于 BP-KMV 模型的商业银行信用风险评价研究[J], 河海大学学报 (哲学社会科学版), 2009, 11(3), 66-69
- [46]谭春晖, 基于支持向量机的企业信用风险评估研究[D]. [江南大学硕士论文]. 江苏: 江南大学, 2010.
- [47]吴冲, 夏晗. 基于五级分类支持向量机集成的商业银行信用风险评估模型研究[J], 预测, 2009(4), 57-61
- [48]桂司文, 基于 KMV 模型的我国上市公司信用风险度量的实证研究 [D]. [中国科学技术大学]. 安徽: 中国科学技术大学, 2010
- [49]吴世农, 卢贤义. 基于价值创造和公司治理的财务状况分析与预测模型研究[J]. 经济研究, 2005, (11): 33-37
- [50]王健, 吕德宏. 基于 Credit Metrics 模型的我国商业银行贷款信用风险度量分析[J]. 商业现代化, 2009, (5): 355
- [51]赵中华, 刘梅. 商业银行信用风险的 VAR 度量分析[J]. 商场现代化, 2008(5): 391-392
- [52]程昆, 储昭东, 米运生. 商业银行信贷组合信用风险 VAR 估计技术研究[J], 上海经济研究, 2009(2), 103-111
- [53]官敏, VAR 在我国商业银行信用风险管理中的应用研究[D]. [湖南大学硕士论文]. 湖南: 湖南大学, 2007
- [54]张泽旭. 神经网络控制与 MATLAB 仿真[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社. 2011
- [55]韩立群. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2007: 47-51
- [56]刘铮铮. 基于层次分析法的商业银行信用评级模型研究[D]. [西北工业大学硕士论文]. 陕西: 西北工业大学, 2006
- [57]阎庆民. 中国银行业风险评估及预警系统研究[M]. 北京: 中国金融出版

社, 2005

[58]赵春秀.商业银行信贷风险分析与管理研究[D].[天津大学硕士论文].天津:天津大学,2009.

[59]张静琦.我国商业银行信贷风险管理研究[D].[西南财经政法大学硕士论文].四川:西南财经大学,2011.

[60]袁春振.我国商业银行信贷风险预警研究[D].[复旦大学硕士论文].上海:复旦大学, 2009.

[61]付群.商业银行信贷风险管理[M].北京:对外经贸大学出版社, 2006.

[62]董振雄.福建茶叶企业信用风险的影响因素实证研究[J].林业经济问题, 2010(2):84-88.

[63]吴冲,乔木.商业银行非财务信用风险分析[J].哈尔滨工业大学学报.2005(5):54-57.

[64]杨华峰, 张华玲.论循环经济评价指标体系的构建[J].科学学与科学技术管理, 2005(9):123-128

[65]杨华峰. 基于循环经济的企业竞争力评价研究[D].[南京理工大学博士论文].江苏,南京理工大学,2006.

[66]叶蜀君. 信用风险度量与管理[M]. 北京:首都经济贸易大学出版社, 2008

致 谢

本文是在导师杨华峰教授的悉心指导下完成的，从论文的选题、开题的确定、论文的修改，论文所走过的每一步都凝聚着导师诸多心血。在这三年的求学生涯中，杨老师治学严谨的科研态度、深厚渊博的知识体系和创新求是的科研精神都深深影响着我。在此论文即将完稿之际，我想向杨老师表达我深深的感谢和敬意。

同时也要感谢经济与管理学院的各位老师，他们给我们解惑答疑，在学业完成的过程中给予了我们无私的指导。感谢论文开题报告组、中期答辩组及预答辩组的各位老师，对我的论文提出中肯的意见和写作指导！

在三年研究生学习生涯中，好友许成、秦慧娟、何娇、贺胜、鲍晓成、曹涛等在论文方面也提出了很多宝贵意见，在学习和生活中都给予了我很大的帮助。三年的研究生学习生活，彼此之间建立了深厚的友谊，你们对我的帮助和鼓励，让我体会到研究生生活的充实和快乐。

感谢我的父母和哥哥、姐姐，你们一直在我身边默默地经济上支持我，精神上鼓励我，使我在学习生活路上不管遇到什么难题都能成功克服，并持续进步。你们的宽容、理解和支持不断鼓舞着我，你们的爱和奉献精神使我感动。

最后，对百忙之中评审此学位论文的专家、教授表示诚挚的谢意！

翟万里

2013年5月

附录 A(攻读学位期间所发表的学术论文)

- [1]翟万里.区域低碳经济发展评价指标体系研究[J].时代经贸,2012(4),27-28
- [2]翟万里,彭中云.商业银行信用风险评估模型文献综述[J].企业家天地,2013(3),26.
- [3]彭中云,翟万里.基于因子分析的我国电力行业上市公司融资结构与绩效的实证研究[J].时代经贸,2013(1),82.

附录 B 商业银行信用风险评估影响因素筛选调查问卷

访问时间：2012 年_月_日

商业银行信用风险评估影响因素调查问卷

尊敬的领导：

您好！首先感谢您对本次调查的大力支持。这是一份学术调查问卷，本次调查所得的数据将用于硕士论文创作，您所提供的数据将不会用于任何商业用途。请您认真阅读以下材料，并认真完成问题，感谢您的合作！

长沙理工大学 经济与管理学院

2012 年 10 月

本次问卷调查主要针对商业银行贷款企业客户，在以下贷款企业信用风险评估的各影响因素中，您认为关键因素是哪些？各要素按照特别重要、重要、较重要、一般重要和不重要分别赋值 9、7、5、3、1，选项的分数代表您认同的因素重要程度。

1：不重要；3：一般重要；5：较重要；7：重要；9：特别重要

请您仔细阅读，并结合您自己的感受，在您认为正确的选项上打“√”

序号	构成要素	评分				
		1	2	3	4	5
1	管理制度					
2	员工素质					
3	决策水平					
4	品牌形象					
5	研发能力					
6	财务管理					
7	政策支持					
8	市场占有率					
9	每股收益增长率					
10	总资产周转率					
11	应收账款周转率					

12	主营业务现金流量比率					
13	每股经营现金流量比率					
14	主营业务收入增长率					
15	行业发展					
16	战略管理					
17	贷款支付率					
18	贷款使用合规率					
19	贷款履约率					
20	总资产报酬率					
21	销售净利率					
22	三年平均利润增长率					
23	流动比率					
24	资产负债率					
25	产权比率					
26	已获利息倍数					
27	全部资本化比率					
28	速动比率					

附录 C 样本公司名称及代码

证券代码	证券名称	证券代码	证券名称	证券代码	证券名称
600008.S	首创股份	600496.S	精工钢构	600091.S	ST 明科
600010.S	包钢股份	600498.S	烽火通信	600265.S	ST 景谷
600017.S	日照港	600500.S	中化国际	600671.S	ST 天目
600028.S	中国石化	600516.S	方大炭素	600769.S	ST 祥龙
600031.S	三一重工	600523.S	贵航股份	900939.S	ST 汇丽 B
600039.S	四川路桥	600526.S	菲达环保	000010.S	SST 华新
600051.S	宁波联合	600535.S	天士力	000505.S	ST 珠江
600054.S	黄山旅游	600537.S	亿晶光电	000633.S	ST 合金
600068.S	葛洲坝	600546.S	山煤国际	000676.S	ST 思达
600079.S	人福医药	600557.S	康缘药业	000908.S	ST 天一
600114.S	东睦股份	600562.S	高淳陶瓷	000921.S	ST 科龙
600129.S	太极集团	600572.S	康恩贝	000953.S	ST 河化
600138.S	中青旅	600583.S	海油工程	000955.S	ST 欣龙
600141.S	兴发集团	600592.S	龙溪股份	000971.S	ST 迈亚
600143.S	金发科技	600594.S	益佰制药	000995.S	ST 皇台
600161.S	天坛生物	600597.S	光明乳业	002072.S	ST 德棉
600172.S	黄河旋风	600598.S	北大荒	002113.S	ST 天润
600176.S	中国玻纤	600618.S	氯碱化工	002506.S	ST 超日
600182.S	S 佳通	600619.S	海立股份	200168.S	ST 雷伊 B
600192.S	长城电工	600624.S	复旦复华	200505.S	ST 珠江 B
600196.S	复星医药	600628.S	新世界	600087.S	*ST 长油
600237.S	铜峰电子	600635.S	大众公用	600250.S	*ST 南纺
600242.S	中昌海运	600666.S	西南药业	600359.S	*ST 新农
600253.S	天方药业	600673.S	东阳光铝	600392.S	*ST 天成

600256.S	广汇能源	600674.S	川投能源	600698.S	*ST 轻骑
600261.S	阳光照明	600676.S	交运股份	600877.S	*ST 嘉陵
600262.S	北方股份	600680.S	上海普天	900946.S	*ST 轻骑 B
600267.S	海正药业	600701.S	工大高新	000155.S	*ST 川化
600268.S	国电南白	600703.S	三安光电	000403.S	*ST 生化
600277.S	亿利能源	600711.S	盛屯矿业	000420.S	*ST 吉纤
600279.S	重庆港九	600717.S	天津港	000576.S	*ST 甘化
600281.S	太化股份	600721.S	百花村	000595.S	*ST 西轴
600295.S	鄂尔多斯	600731.S	湖南海利	000662.S	*ST 索芙
600309.S	烟台万华	600737.S	中粮屯河	000672.S	*ST 铜城
600312.S	平高电气	600739.S	辽宁成大	000717.S	*ST 韶钢
600317.S	营口港	600761.S	安徽合力	000720.S	*ST 能山
600356.S	恒丰纸业	600767.S	运盛实业	000751.S	*ST 锌业
600368.S	五洲交通	600795.S	国电电力	000767.S	*ST 漳电
600372.S	中航电子	600798.S	宁波海运	000806.S	*ST 银河
600391.S	成发科技	600801.S	华新水泥	000815.S	*ST 美利
600395.S	盘江股份	600811.S	东方集团	000831.S	*ST 关铝
600423.S	柳化股份	600862.S	南通科技	000899.S	*ST 赣能
600425.S	青松建化	600874.S	创业环保	000972.S	*ST 中基
600469.S	风神股份	600879.S	航天电子	002019.S	*ST 鑫富
600482.S	风帆股份	600881.S	亚泰集团	002102.S	*ST 冠福
600483.S	福建南纺	600893.S	航空动力	002114.S	*ST 锌电
600487.S	亨通光电	600962.S	国投中鲁	002162.S	*ST 上控
600491.S	龙元建设	600965.S	福成五丰	002200.S	*ST 大地

附录 D 训练样本公司名称及代码

证券代码	证券名称	证券代码	证券名称	证券代码	证券名称
600008.S	首创股份	600279.S	重庆港九	600091.S	ST 明科
600010.S	包钢股份	600281.S	太化股份	600265.S	ST 景谷
600017.S	日照港	600295.S	鄂尔多斯	600671.S	ST 天目
600028.S	中国石化	600309.S	烟台万华	600769.S	ST 祥龙
600031.S	三一重工	600312.S	平高电气	900939.S	ST 汇丽 B
600039.S	四川路桥	600317.S	营口港	000010.S	SST 华新
600051.S	宁波联合	600356.S	恒丰纸业	000505.S	ST 珠江
600054.S	黄山旅游	600368.S	五洲交通	000633.S	ST 合金
600068.S	葛洲坝	600372.S	中航电子	000676.S	ST 思达
600079.S	人福医药	600391.S	成发科技	000908.S	ST 天一
600114.S	东睦股份	600395.S	盘江股份	000921.S	ST 科龙
600129.S	太极集团	600423.S	柳化股份	000953.S	ST 河化
600138.S	中青旅	600425.S	青松建化	000955.S	ST 欣龙
600141.S	兴发集团	600469.S	风神股份	000971.S	ST 迈亚
600143.S	金发科技	600482.S	风帆股份	000995.S	ST 皇台
600161.S	天坛生物	600483.S	福建南纺	002072.S	ST 德棉
600172.S	黄河旋风	600487.S	亨通光电	002113.S	ST 天润
600176.S	中国玻纤	600491.S	龙元建设	002506.S	ST 超日
600182.S	S 佳通	600496.S	精工钢构	200168.S	ST 雷伊 B
600192.S	长城电工	600498.S	烽火通信	200505.S	ST 珠江 B
600196.S	复星医药	600500.S	中化国际	600087.S	*ST 长油
600237.S	铜峰电子	600516.S	方大炭素	600250.S	*ST 南纺
600242.S	中昌海运	600523.S	贵航股份	600359.S	*ST 新农

600253.S	天方药业	600526.S	菲达环保	600392.S	*ST 天成
600256.S	广汇能源	600535.S	天士力	600698.S	*ST 轻骑
600261.S	阳光照明	600537.S	亿晶光电	600877.S	*ST 嘉陵
600262.S	北方股份	600546.S	山煤国际	900946.S	*ST 轻骑 B
600267.S	海正药业	600557.S	康缘药业	000155.S	*ST 川化
600268.S	国电南自	600562.S	高淳陶瓷	000403.S	*ST 生化
600277.S	亿利能源	600572.S	康恩贝	000420.S	*ST 吉纤

附录 E 测试样本公司名称及代码

证券代码	证券名称	证券代码	证券名称	证券代码	证券名称
600583.S	海油工程	600717.S	天津港	000576.S	*ST 甘化
600592.S	龙溪股份	600721.S	百花村	000595.S	*ST 西轴
600594.S	益佰制药	600731.S	湖南海利	000662.S	*ST 索芙
600597.S	光明乳业	600737.S	中粮屯河	000672.S	*ST 铜城
600598.S	北大荒	600739.S	辽宁成大	000717.S	*ST 韶钢
600618.S	氯碱化工	600761.S	安徽合力	000720.S	*ST 能山
600619.S	海立股份	600767.S	运盛实业	000751.S	*ST 锌业
600624.S	复旦复华	600795.S	国电电力	000767.S	*ST 漳电
600628.S	新世界	600798.S	宁波海运	000806.S	*ST 银河
600635.S	大众公用	600801.S	华新水泥	000815.S	*ST 美利
600666.S	西南药业	600811.S	东方集团	000831.S	*ST 关铝
600673.S	东阳光铝	600862.S	南通科技	000899.S	*ST 赣能
600674.S	川投能源	600874.S	创业环保	000972.S	*ST 中基
600676.S	交运股份	600879.S	航天电子	002019.S	*ST 鑫富
600680.S	上海普天	600881.S	亚泰集团	002102.S	*ST 冠福
600701.S	工大高新	600893.S	航空动力	002114.S	*ST 铎电
600703.S	三安光电	600962.S	国投中鲁	002162.S	*ST 上控
600711.S	盛屯矿业	600965.S	福成五丰	002200.S	*ST 大地