

厦门大学学位论文原创性声明

兹提交的学位论文,是本人在导师指导下独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考的其他个人或集体的研究成果,均在文中以明确方式标明。本人依法享有和承担由此论文而产生的权利和责任。

声明人(签名):

年 月 日

内容摘要

财务困境预测是金融领域一个重要的研究课题。自上世纪 60 年代以来，随着企业破产问题的日益严重，各国学者纷纷试图通过定量分析对企业破产提前作出预测。四十多年来，从多元判别分析等线性预测模型，到以神经网络模型为代表的各种非参数预测模型，相关的研究成果层出不穷。但是在国内，企业财务困境预测研究才刚刚起步，其主要原因是 1993 年 7 月 1 日之前我国并没有实施统一的会计准则，缺乏规范和可靠的研究数据。因此，研究如何利用国外现有的研究成果，结合中国的实际对企业陷入财务困境作出准确的预测，是摆在我们面前迫切需要解决的问题。

中国证券市场历经十四年的发展，规模日益壮大。面对这么庞大的市场，如果能借助财务困境预测模型对上市公司的财务危机提前作出预测，不管对于监管者、银行、上市公司或者投资者来说，都具有重要的意义。

本文以我国 A 股上市公司作为研究对象，将公司因财务状况异常而被特别处理（ST）作为企业陷入财务困境的标志，通过逐步判别分析筛选财务指标，并采用多元判别分析（MDA）、Logistic 回归和 BP 神经网络三种方法进行财务困境预测。研究发现，速动比率、营运资本/流动资产、利息保障倍数、总资产周转率、净利润 / 主营业务收入、净利润/流动资产和主营业务利润/利润总额等财务指标具有较强的预测能力；比较三种方法，发现 BP 神经网络的预测能力最强，Logistic 回归模型的预测能力次之，多元判别分析的预测效果最弱；采用 BP 神经网络模型提前 3 年进行财务困境预测，预测准确率可以达到 87%。

本文共分四章，导论部分介绍研究背景和研究意义；第一章是国内外财务困境预测研究概述；第二章介绍本文的主要设计，包括研究样本、财务指标的选取和模型的构建；第三章对实证研究的结果进行分析，比较了多元判别分析、Logistic 回归和 BP 神经网络三种方法的预测效果；第四章是研究结论。

关键词：上市公司；财务困境；实证研究

Abstract

Financial distress prediction occupies an important field in Finance. Since 1960s, more and more researchers try to predict bankruptcy through quantitative analysis. In the recent 40 years, many models such as Multivariate Discriminant Analysis and Neural Network Model come out. However, in our country, researchers started on financial distress prediction not long before. The main reason is the lack of uniform Accountant Rule before July, 1, 1993. Thus, it is urgent for us to work on financial distress prediction more thoroughly.

In the last 14 years, Chinese security market developed rapidly. Because there are so many public companies, if we can predict the failure of them beforehand, it is significant not only for supervisor, bank and investors, but also for public companies themselves.

This study regards public companies received special treatment as a signal of financial distress, and try to predict financial distress of public companies in China. I use Stepwise Discriminant Analysis to select financial ratios and use Multivariate Discriminant Analysis, Logistic Regression and Neural Network model to predict financial distress. I find that financial ratios such as quick ratio, working capital/current assets, EBIT/interests, sales/total assets, net earnings/sales, net earning/current assets can predict financial distress accurately. I also find that Back Propagation Neural Network model overwhelms Multivariate Discriminant Analysis and Logistic Regression models in prediction accuracy. We can predict financial distress of a public company at the accuracy of 87 percent 3 years before it receives special treatment by Back Propagation Neural Network model.

This study consists of four parts. In the foreword the background and significance of the study are introduced. Chapter 1 reviews the past studies. Chapter 2 introduces the sample, variables and models. Chapter 3 analyzes the empirical results. Chapter 4 is the conclusion.

Key words: Public Company; Financial Distress; Empirical Study

目 录

导 论.....	1
第一章 企业财务困境预测研究概述	6
第一节 财务困境的定义	6
第二节 国外财务困境预测模型概述	10
第三节 国内财务困境预测实证研究概述	20
第二章 实证研究设计	22
第一节 样本设计	22
第二节 预测变量的选择	24
第三节 实证模型	31
第三章 实证结果分析	37
第一节 多元判别分析模型	37
第二节 LOGISTIC 回归模型	38
第三节 神经网络模型	42
第四节 预测结果比较	43
第四章 研究结论和未来的研究方向	45
第一节 研究结论	45
第二节 研究局限性	46
第三节 未来的研究方向	47
参考文献	48
附录 1: 样本列表	51
附录 2: 财务指标列表	52
后 记	54

Contents

Introduction.....	1
1. Research Review of Financial Distress Prediction.....	6
1.1 The Definition of Financial Distress.....	6
1.2 Review of Foreign Financial Distress Prediction Models.....	10
1.3 Review of Domestic Empirical Studies of Financial Distress Prediction...	20
2. Design of Empirical Study.....	22
2.1 Design of Sample.....	22
2.2 Choice of Predicting Variables.....	24
2.3 Empirical Models.....	31
3. Empirical Analysis of the Results.....	37
3.1 Multivariate Discriminant Analysis Model.....	37
3.2 Logistic Regression model.....	38
3.3 Neural Network Model.....	41
3.4 Comparison of the Results.....	43
4. Conclusions and Future Research.....	44
4.1 Conclusions.....	44
4.2 Limitation of this Research.....	45
4.3 Future Research.....	46
Bibliography.....	47
Appendix 1 List of Samples.....	50
Appendix 2 List of Financial Ratios.....	51
Postscript.....	53

导 论

一、研究背景

企业破产（bankruptcy or failure）是市场经济中的普遍现象，同时也是一个全球性的话题。一个国家一定时期内企业破产数量的多寡经常被视作衡量该国经济是否稳定发展的指标。近年来，企业破产在全球范围内出现了破产数量多、破产面广的趋势，甚至一些大公司也无法幸免。企业破产会引发一系列的经济和社会问题，因而如何在企业破产之前进行预警并采取相应的减震措施成为学者们研究的目标。事实上，企业破产（或者说陷入财务困境）是一个逐步的过程，通常从财务正常渐渐发展到出现财务危机，最终导致财务困境。因此，企业的财务困境不仅具有先兆，而且是可预测的。

早在十九世纪三十年代，美国就开始通过对破产企业的财务状况进行定量分析以期提前对企业陷入财务困境发出预警。自十九世纪六十年代起，西方国家掀起了企业财务困境预测研究的高潮。经过四十多年的发展，财务困境预测不仅在理论上形成了一套系统的研究方法，而且在政府外部监管、银行商业贷款评估、企业内部控制、投资者投资决策等领域得到广泛的应用。

但是在国内，财务困境预测研究才刚刚起步。1993年7月1日新中国第一部统一的会计准则——《企业会计准则》正式开始生效，规定了全国各企业会计工作必须遵循的共同标准，这才实现了会计指标的统一。在此之前，由于企业财务报表数据缺乏可比性，财务困境预测研究一直处于停滞状态。

随着中国经济的快速发展，对企业破产问题的研究受到越来越多人的关注，而大家关注的焦点又都集中在中国的上市公司。上市公司是证券市场发展的基础，其行为的规范和业绩的好坏直接决定了证券市场的兴衰。在中国证券市场发展的初期，由于市场本身法规的不健全和监管的不成熟，导致上

上市公司质量良莠不齐。部分上市公司为了达到上市“圈钱”的目的，恶意造假，利用虚假会计信息欺骗投资者，损坏了投资者的利益，扰乱了证券市场的秩序。

为了规范企业的发展，近几年相关的法律法规不断出台，1994年7月1日《中华人民共和国公司法》出台，1999年7月1日《中华人民共和国证券法》出台，2000年7月1日新修订的《中华人民共和国会计法》出台，这些法律都强调了企业出具真实会计信息的法律责任，对企业制造虚假财务信息的行为进行了有效约束，而与此同时市场监管也逐步走向完善。由于上市公司必须遵循严格规范的信息披露制度，所得到的财务数据较为准确和可靠，这给我们的研究创造了条件。通过对企业财务状况的分析以及对上市公司陷入财务困境提前进行预警，成为摆在我们面前迫切需要解决的问题。本文的主要目的，就是通过比较，找出预测上市公司财务困境的最优模型，以期向监管部门和广大投资者揭示，哪些上市公司在未来几年内有可能陷入财务困境，是我们应该加以关注或警惕的对象。

二、研究意义

企业破产的影响面是相当广的，一旦企业濒临破产，该公司的投资者、管理层、员工、债权人、合作伙伴甚至政府部门都会受到不同层次的影响。因此，如果能在企业陷入财务困境之前提前作出预警，防范于未然，对于有关各方来说都具有重大的意义。

1、有助于投资者作出投资决策

当公司破产清算时，股东的资产请求权是处于最后一位的，因而当公司资不抵债时，股东的投资往往血本无归。即使公司没有进行破产清算，一旦监管部门公布某公司财务状况恶化（如被ST），该公司的股票价格通常会下跌，投资者也会遭受投资损失。因而，如果投资者能够获得一种事前信息，提前知道上市公司是否会陷入财务困境，加强警惕性，减少或者取消对该公

司的投资，那么就能避免损失。可见，财务困境预测给投资者提供了一套鉴别不同质地的上市公司的方法，有助于投资者作出正确的投资决策。对于保守的投资者，可以通过“用脚投票”避免投资损失；而对于激进的投资者，甚至可以通过卖空该公司股票获得一定的投资收益。

2、有助于管理层加强内部控制并改善经营管理

对于公司管理层来说，阶段性地评估公司当前的状况是一项极其重要但却又相当困难的任务。通过这种阶段性的评估，管理人员可以发现公司潜在的优点和缺点，这样就可以有序地改变政策和行动。在这里，如果应用得当的话，判别模型就可以足够早地预测出公司存在的问题，使管理人员能够意识到目前情况的严重性，并采取相应的措施改善经营管理以避免破产的发生。

3、有助于员工及时对未来的工作前景作出规划

对于公司的员工而言，其经济利益与公司的经营情况紧密相连。作为企业的一分子，员工可以为企业发展献计献策，协助企业走出财务困境；如果公司确实积弱难返，则可以提前对自己未来的工作进行规划，避免遭到失业的威胁。

4、有助于债权人对贷款安全性进行评估

商业贷款评估在社会中是一项很重要的活动，它对商业银行和其它的一些放款机构尤为重要。在银行发放贷款之前，信贷员通过财务困境预测可以对不同的贷款申请者进行甄别，以避免做出令银行损失惨重的决策；而在贷款发放之后，债权人通过财务困境预测可以阶段性地评估企业的偿债能力，一旦发现企业有可能陷入财务困境，则可以提前采取相应的措施清收贷款，避免贷款损失。由此可见，财务困境预测在银行业中的应用极为广泛。

5、有助于相关公司的业务决策

企业的合作伙伴包括原材料供应商、产品销售商和其他业务合作者等等。现代企业之间存在着千丝万缕的合作关系，而且赊销极为普遍，一旦合作链

条上的某个环节发生问题，就会引发一系列连锁反应。企业经营状况的好坏不仅会直接影响到其原材料供应商的销售收入和应收账款的回收率，也会对销售商的供货来源产生影响。因此，对于公司的原材料供应商而言，一旦利用财务困境预测发现该公司有可能出现问题，就可以及时改变合作策略，寻求其他的合作伙伴，以避免产生应收账款坏账损失；对于销售商而言，则可以提前寻找其他的供货来源，以保证企业生产经营有序进行。

6、有助于监管部门加强监管

目前，我国证券市场的监管机制还是主要以事后监管为主，即通过对连续亏损两年的上市公司实行 ST 制度，对连续亏损三年的上市公司实行退市制度，从而对上市公司进行约束。证监会对上市公司进行监管所依赖的信息主要来源于公司当年所披露的财务报表，因而具有一定的滞后性。通过财务困境预测，监管部门可以利用该公司前几年披露的财务信息提前对上市公司进行监测，对于出现财务困境征兆的上市公司给予更多的关注，加强事前监管；此外，财务困境预测还有助于完善市场准入制度，防止证券市场成为“圈钱”的摇篮，从而有助于证券市场的健康稳定发展。

除此之外，财务困境预测还可以应用于收购或兼并时对目标公司价值的评估，在会计报表审计中也有助于注册会计师出具正确的审计意见。由此可见，财务困境预测研究的应用范围很广，具有很强的理论和实践意义。

三、主要创新

本文的创新要点如下：

1、本文将神经网络技术应用到中国上市公司的财务困境预测并将其和多元判别分析模型、Logistic 回归模型进行比较。

2、本文选取了涵盖短期偿债能力、长期偿债能力、营运效率、盈利能力、风险水平、发展能力六大类共 52 个财务指标进行财务困境预测并通过逐步判别分析筛选模型的预测变量。

3、在以往的研究中，许多学者只采用估计样本检验模型的预测能力，而且是在公司被 ST 的前两年进行预测，即在公司已经亏损一年的情况下进行预测，判断其最终是否会被 ST。由于在预测之前包含有先验信息，这样无疑会高估模型的预测能力。本文采用了新样本检验模型的预测能力，并且在上市公司被 ST 的前三年，即公司尚未发生亏损的情况下进行预测，对模型预测能力的评价比较客观。研究结果表明 BP 神经网络模型对新样本的预测准确率可以达到 87%。

4、样本新，容量大。本文对 1998—2003 年间因为财务状况异常而被 ST 的所有上市公司进行分析，最终获得 108 个财务困境企业样本，并同时根据行业和规模配比原则选取了 108 个财务健康企业作为配对样本，样本容量较大。

第一章 企业财务困境预测研究概述

第一节 财务困境的定义

对于“财务困境 (Financial Distress)”的定义国外学者有很多不同的看法, Altman(1993)综合了学术界对财务困境的定义,将财务困境分为四种情形:

(1) 失败 (Failure), 典型代表是商业统计公司 Dun& Bradstreet 采用的“经营失败” (Business Failure) 概念, 指公司经营因为破产而停止, 或者处置抵押品后仍对债权人造成损失; 无法按期偿付债务, 由于法律纠纷被接管重组等情况。(2) 无偿付能力 (Insolvency), 包括技术上的无力偿付和破产意义上的无力偿付。前者是指企业缺乏流动性, 不能偿付到期债务, 主要用净现金流是否能满足流动负债的支付需要作为判别技术上是否无偿付能力的标准; 而后者是指企业资不抵债、净资产为负等情况。(3) 违约 (Default), 违约可以是技术上的或法律上的, 前者是指债务人违反合同规定并可能招致法律纠纷, 后者则指债务人到期无法还债。(4) 破产 (Bankruptcy), 指企业提交破产申请后被接管清算。

对财务困境定义的不同必然导致研究对象的差异, 从而得到不同的研究结论。国外大多数研究将企业根据破产法提出破产申请的行为作为确定企业陷入财务困境的标志, 如 Altman (1968)、Ohlson (1980)、Casey and Bartczak (1985a)、Aziz, Emanuel and Lawson (1988) 等。此外, Beaver(1966)把拖欠优先股股利和债务作为企业陷入财务困境的标志, 而 Jain and Nag (1997)则将首次发行股票后第三年的资产营运收入低于其股票发行前一年收入的企业定义为财务困境企业。

在国内, 大部分研究都以 A 股上市公司作为研究对象, 而且把上市公司因财务状况异常而被特别处理作为企业陷入财务困境的标志, 如陈静(1999),

陈晓、陈治鸿（2000），吴世农、卢贤义（2001），李华中（2001）等。除此之外，长城证券课题组（2001）将首次出现亏损的企业界定为财务困境企业，高培业、张道奎（2000）则把企业能否按时偿还银行贷款作为企业陷入财务困境与否的判定标准。

为了确定本研究中对“财务困境”的定义，我们有必要先了解有关的法律和规章制度。我国《公司法》第 157 条第 4 款规定，上市公司最近三年连续亏损的，由国务院证券管理部门决定暂停其股票上市；第 158 条规定，上述情形在限期内未能消除，不具备上市条件的，由国务院证券管理部门决定终止其股票上市。

此外，中国证监会和深沪两地证券交易所也出台了一系列制度用于警示和防范风险：

1、**ST 制度**。自 1998 年 3 月 16 日起，我国证券市场开始推行 ST 制度。根据中国证监会《关于上市公司状况异常期间的股票特别处理方式的通知》，“特别处理”的内容包括：于特别处理的股票前加“ST”(Special Treatment 的缩写)标记；公司股票每日涨跌幅限制为 5%；指定报刊应另设专栏刊登特别处理股票的每日行情。

上市公司出现以下情形之一的，则视为财务状况异常：

- (1) 最近两个会计年度的审计结果显示的净利润均为负值；
- (2) 最近一个会计年度的审计结果显示其股东权益低于注册资本，即每股净资产低于股票面值；
- (3) 注册会计师对最近一个会计年度的财务报告出具无法表示意见或否定意见的审计报告；
- (4) 最近一个会计年度经审计的股东权益扣除注册会计师、有关部门不予确认的部分，低于注册资本；
- (5) 最近一份经审计的财务报告对上年度利润进行调整，导致连续两个会

计年度亏损；

(6) 经证券交易所或中国证监会认定为财务状况异常的。

除了财务状况异常，其他状况异常规定如下：

- (1) 由于自然灾害、重大事故等导致上市公司主要经营设施遭受损失，公司生产经营活动基本中止，在三个月以内不能恢复的；
- (2) 公司涉及负有赔偿责任的诉讼或仲裁案件，按照法院或仲裁机构的法律文书，赔偿金额累计超过上市公司最近经审计的净资产值的 50% 的；
- (3) 公司主要银行帐号被冻结，影响上市公司正常经营活动的；
- (4) 公司出现其他异常情况，董事会认为有必要对股票交易实行特别处理的；
- (5) 人民法院受理公司破产案件，可能依法宣告上市公司破产的；
- (6) 公司董事会无法正常召开会议并形成董事会决议的；
- (7) 公司的主要债务人被法院宣告进入破产程序，而公司相应债权未能计提足额坏帐准备，公司面临重大财务风险的；
- (8) 中国证监会或证券交易所认定为状况异常的其他情形。

2、**PT 制度**。1999 年，深沪证券交易所根据《公司法》、《证券法》和《交易所股票上市规则》的有关规定，制定了特别转让（PT）制度，即当上市公司出现最近三年连续亏损的，由证券交易所暂停其股票上市。公司股票暂停上市期间，交易所为投资者提供特别转让服务。

3、**退市制度**。2001 年 2 月 24 日，中国证监会发布了《亏损上市公司暂停上市和终止上市实施办法》，给予 PT 公司一年的宽限期，从而正式启动证券市场的退市机制。随后，2001 年 11 月 30 日，中国证监会又发布了《亏损上市公司暂停上市和终止上市实施办法（修订）》，取消了特别转让（PT）制

度，加快了完善退市机制的步伐。

4、**退市风险警示制度**。为了向投资者充分警示上市公司存在的终止上市的风险，同时又与因其他异常状况而实行特别处理的风险警示相区别，2003年4月4日，深沪两地证券交易所发布了《关于对存在股票终止上市风险的公司加强风险警示等有关问题的通知》，由证券交易所对存在股票终止上市风险的公司股票交易实行“警示存在终止上市风险的特别处理”。其主要措施为在其股票简称前冠以“*ST”字样，以区别于其他股票，并且股票报价的日涨跌幅限制为5%。

根据规定，当上市公司出现下列可能终止上市风险情形时，将对其股票实行“退市风险警示”：

(1) 最近两年连续亏损的；

(2) 因财务会计报告存在重大会计差错或虚假记载，被中国证监会责令改正或公司主动改正，对以前年度财务报告进行追溯调整，导致最近两年连续亏损的；

(3) 因财务会计报告存在重大会计差错或虚假记载，中国证监会责令其改正，在规定期限内未对虚假财务会计报告进行改正的；

(4) 在法定期限内未依法披露年度报告或半年度报告的；

(5) 处于股票恢复上市交易后至其披露恢复上市后的第一个年度报告期间的。

从上述法律和规章制度可以看出，公司连续亏损蕴含着较大的风险。因为，上市公司若发生连续亏损，则公司股票有可能被停牌甚至摘牌。这对于投资者而言，意味着其投资有可能血本无归；而对于公司而言，则说明公司此时已经陷入了财务困境，有可能随之走向破产，或者被兼并、重组。因此，上市公司由于连续亏损而退市符合学术界对“财务困境”的定义。但是遗憾的是，由于我国证券市场的退市制度建立较晚，退市的企业不多，可以用于

研究的样本量不足，因此给我们的研究造成了很大的困难。因此，我们考虑把上市公司因为财务状况异常而被特别处理作为企业陷入财务困境的标志。

此外，由于上市公司经营首次出现亏损带有一定的偶然性，其受到国民经济发展状况、行业发展态势、甚至个别意外事件的影响，因此若上市公司一亏损就直接将其判定为财务困境企业未免有失偏颇，这无疑会高估财务困境企业的比例，把一些出现暂时经济困难的公司也误认为是财务困境企业。但是，出现连续两年亏损的上市公司不仅会被特殊处理，而且面临着退市风险，因而把上市公司因财务状况异常而被特别处理作为企业陷入财务困境的标志具有一定的合理性。应该注意的是，我们仅仅把上市公司因为财务状况异常而被特别处理作为企业陷入财务困境的标志，剔除了因为其他异常状况而被 ST 的情况，这是由于上市公司出现其他异常状况而被特别处理具有一定的特殊性和突发性，难以提前加以预测。

综上所述，本文以国内 A 股上市公司作为研究对象，将公司因财务状况异常而被特别处理（ST）作为企业陷入财务困境的标志。这不仅符合中国的实际情况，而且与国内大部分研究保持一致，便于相互比较。

第二节 国外财务困境预测模型概述

自上个世纪 60 年代以来，财务困境预测在欧美得到广泛发展，从多元判别分析等线性预测模型，到以神经网络模型为代表的各种非参数预测模型，相关的模型、方法层出不穷。在这些模型中，有一个共同的前提假设，就是可以对公司进行分组（如可以将公司分成财务困境公司和财务健康公司），其基本的思想即利用企业的各种财务指标，建立判别模型，并根据企业的总体财务状况进行分类。纵观国外现有的研究成果，财务困境预测方法主要有单变量分析、多元判别分析、线性概率模型、Logistic 模型、递归分割算法、生存分析、专家系统和神经网络模型等。

一、单变量分析

单变量分析是最早应用于财务困境预测的方法，其主要思想是通过比较财务困境企业和非财务困境企业之间各个财务指标的显著差异，选定某个指标作为排序变量，根据该指标对样本进行排序，然后根据最佳判定点对财务困境企业和财务健康企业进行分类的一种分析方法。Fitzpatrick（1932）最早利用该模型对企业财务困境进行预测，他以 19 家公司作为样本，运用单个财务指标进行预测，结果发现净利润/股东权益、股东权益/负债这两个财务指标判别能力最高。而 Smith and Winakor（1935）进行了类似的研究，则发现营运资本/总资产这个指标的预测能力最高。此外，Merwin（1942）发现营运资本/总资产、股东权益/负债、流动资产/流动负债这三个指标能提前 6 年对企业破产作出预测。Beaver（1966）发现判别能力最高的财务指标分别是现金流/总负债、净收入/总资产、总债务/总资产。

单变量分析是最早应用于企业财务困境预测的实证模型，虽然其开创了财务困境预测实证研究的先河，但是其具有以下局限性：（1）相关的指标给出令人混淆的判别信号，根据不同的财务指标进行判断有可能得出相反的结论。如盈利能力差的企业有可能因为流动性稍好而被判为财务健康企业，但是如果根据盈利能力判断则很可能被判为财务困境企业。（2）实证结果表明，从总体上看单变量分析分辨财务健康企业的能力高于分辨财务困境企业的能力。（3）单个变量所包含的信息不足以反映企业的整个财务状况。这些缺陷严重影响了单变量模型的适用性。

二、多元判别分析

为了克服单变量分析的局限性，Altman（1968）首次将多元判别分析（MDA）方法引入到财务困境预测领域。此后，这种方法在企业财务困境预测的实践中得到了广泛的应用。

该方法假设任一家公司 i ，其特征可以用 n 个独立的财务变量 x 组成的向

量 X 来表示。将所有公司分成两组（财务困境组与财务健康组），假设两组中的自变量服从多元正态分布，协方差矩阵相等，但均值不同。模型估计的目的即在于寻找自变量的某个线性组合，使得组间方差与组内方差之比达到最大。用这个方法估计出判别函数，其系数向量为 $A(a_1, a_2, \dots, a_n)$ ，常数项为 a_0 。将每家公司的财务变量分别代入该判别函数，就可以求出每一家公司的 Z 分值：

$$Z_i = a_0 + a_1x_{i1} + a_2x_{i2} + a_3x_{i3} + \dots + a_nx_{in} \quad (1.1)$$

其中， $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}$ 是 i 公司的 n 个财务变量。

然后，根据组内公司数目和错误分类成本计算出临界值。通过将各公司计算出的 Z 分值和临界值进行比较，就可以判定公司属于财务困境企业或是财务健康企业。

Altman (1968) 选择了营运资本/总资产、留存收益/总资产、息税前收益/总资产、股票市场价值/债务账面价值、销售收入/总资产 5 个财务比率建立判别函数来区分财务困境和财务健康公司，在破产前 1 年预测精确度达到 95%，前 2 年精确度达到 72%。此外，类似的研究还有 Dambolena and Khoury (1980)、Laitinen (1991) 等。

多元判别分析虽然得到广泛的应用，但是该方法也存在着一些问题，主要是其对预测变量的分布性质施加了一些统计上的限制。比如说，对于破产组和非破产组，预测变量的方差—协方差矩阵必须是相等的，预测变量必须遵循正态分布等，这在实际中很难得到满足，因而遭到诸多学者的批评。

三、线性概率模型

由于多元判别分析只能直接得出判别结果，无法估计出企业破产的风险。为了估计企业破产的概率，研究者设计了线性概率模型 (LPM)。Meyer and Pifer (1970) 最早将 LPM 运用于银行业的财务困境预测，而 Laitinen (1993)

也曾作过相似的研究，将 LPM 运用于企业财务困境预测。

线性概率模型其实是普通最小二乘回归模型的一种特例，其因变量只能取两个值，1 或者 0。其模型的回归形式如下：

$$P_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2}L + \beta_m X_{im} + \varepsilon_i$$

(1.2)

其中， $P_i = \begin{cases} 0 & \text{财务困境企业} \\ 1 & \text{财务健康企业} \end{cases}$

自变量 X_{i1} , X_{i2} , L , X_{im} 是反映企业财务状况的指标。

首先，从估计样本中利用最小二乘法(OLS)估计出系数 β_0 , β_1 , β_2 , L , β_m ，然后利用估计出的系数算出企业破产的概率，当它小于某个临界值 y_c 时判定该企业属于财务困境企业，反之亦然。

我们发现，模型（1.2）中的回归系数除了截距外，都与多元判别分析的判别系数成固定比例，也就是说线性概率模型只是多元判别分析的一个特例。因此，我们上面所算出的 LPM 得分也只是判别得分的一个线性转换。所以虽然 MDA 与 LPM 的模型假设不同，但是分类的结果却是相同的。但 Theodossiou（1991）指出相对于 MDA，LPM 用于企业财务困境预测更方便。

LPM 的应用存在两个主要的统计问题：（1）如果采用普通最小二乘法来估计式（1.2）的系数，那么就必须假设残差项方差相同，如果出现异方差，那么 OLS 的系数估计虽是无偏但却是无效的。而且，如果残差项不是正态分布的，那么将无法进行传统的显著性检验。不幸的是这两种情况在 LPM 的应用中都可能存在。（2）根据 LPM 计算出的概率有可能落在区间 $[0,1]$ 之外，这很难加以解释。

四、LOGISTIC 和 PPOBIT 回归模型

由于 MDA 和 LPM 都受到统计假设的限制，为了克服这一局限性，研究

人员引入了多元条件概率模型，并采用极大似然估计法进行参数估计。多元条件概率模型包括 Logistic 模型和 Probit 模型，两者的区别只在于累积概率密度函数不同。该模型的主要优点是对破产的先验概率或预测变量的分布不需要作任何假设，其基本的估计问题为：给定一家公司属于某个特定的总体，那么在某一特定期间内，公司破产的概率是多大？

假设 X_i 是第 i 个公司的预测变量， α 和 β 为待估计参数，公司 i 破产的概率可以由下式给出：

$$P(X_i, \beta) = F(\alpha + \beta X_i) \quad (1.3)$$

$$\text{在 Logistic 模型中, } F(\alpha + \beta X_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X_i)}} \quad (1.4)$$

$$\text{或者 } \ln\left[\frac{P}{(1-P)}\right] = \alpha + \beta X_i \quad (1.5)$$

假设财务困境组样本的输入变量为 $X_1^{(0)}, X_2^{(0)}, \dots, X_m^{(0)}$ ，财务健康组样本的输入变量为 $X_1^{(1)}, X_2^{(1)}, \dots, X_n^{(1)}$ ，则似然函数为：

$$L(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^m \left[1 - \frac{1}{1 + \exp^{(-\alpha - \beta X_i^{(0)})}}\right] \cdot \prod_{i=1}^n \left[\frac{1}{1 + \exp^{(-\alpha - \beta X_i^{(1)})}}\right] \quad (1.6)$$

最大化对数似然函数 $\ln L(\alpha, \beta)$ 就可以估计参数 α, β ，从而算出公司破产的概率 $P(X_i, \beta)$ ，基于这一概率公司可以被划分为财务困境公司与财务健康公司。

Martin (1977) 首次运用 Logistic 模型来进行银行破产预测。这一方法后来被 Ohlson (1980) 用于预测企业的财务困境。

在 Probit 模型中，采用的概率密度函数则是累积标准正态分布函数：

$$P(X_i, \beta) = F(\alpha + \beta X_i) = \int_{-\infty}^{\alpha + \beta X_i} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (1.7)$$

虽然 Probit 模型与 Logistic 模型相似，但其应用并不象后者那么广泛。关于 Probit 模型研究的文献很少，这可能是因为该模型包括了非线性估计，所以计算量较 Logistic 模型大。

五、递归分割算法

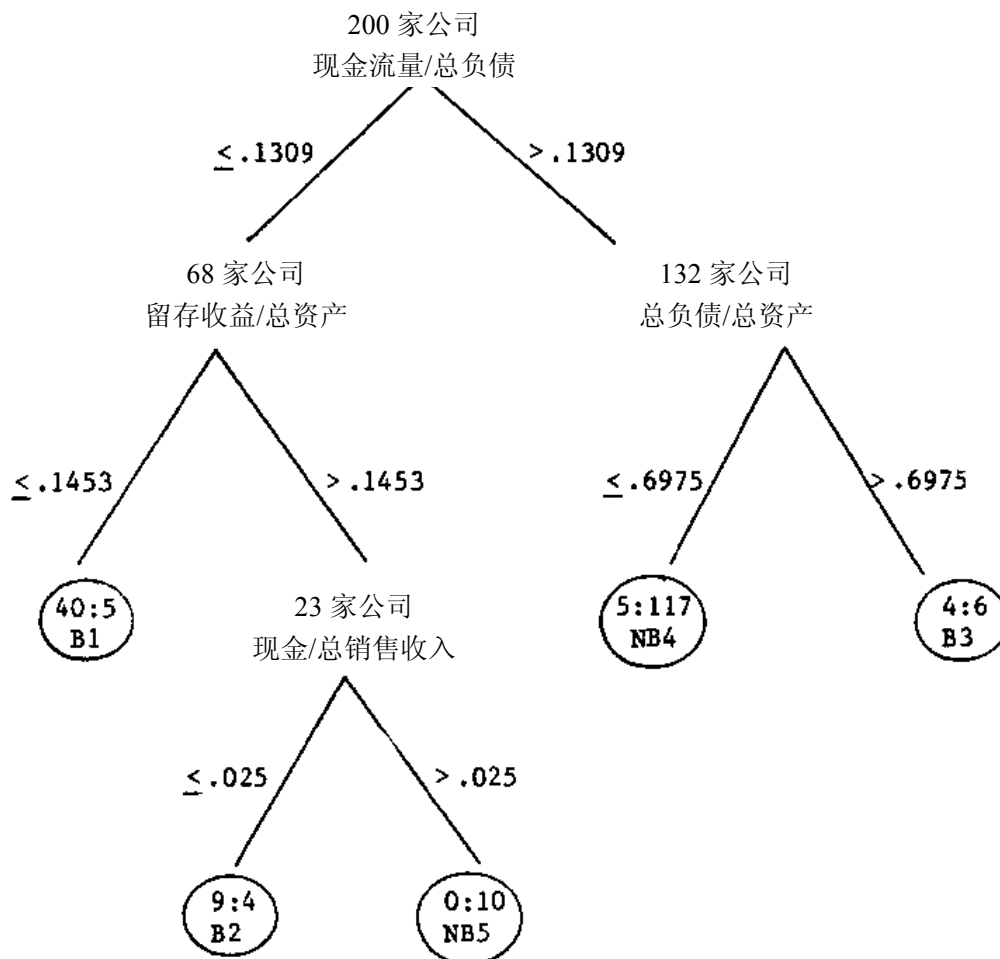
二十世纪八十年代，由于参数方法的局限性受到越来越多学者的批评，研究者们开始探讨采用一些非参数方法进行财务困境预测。Altman, Frydman and Kao (1985) 首次采用了 RPA 方法来研究企业破产预测问题。

递归分割算法 RPA 是一种基于模式识别的非参数的计算机分类技术，它同时具有传统的单变量分析和多变量分析方法的特点。由 RPA 得到的模型呈现出分类二叉树的形式，该二叉树能够把对象分到特定的组中。

RPA 的输入包括一个由 N 个对象的观测数据组成的原样本，还有它们实际的类别以及先验概率和误判成本。我们用 π_i 表示某对象属于组 i 的先验概率，用 c_{ij} 表示将属于组 i 的对象误判入组 j 的成本。如图 1.1 所示，我们给出了一棵 RPA 树，该树基于一定的先验概率和误判成本，将 200 家公司划分为两组——财务困境组（组 0）和财务健康组（组 1）。该树共有 5 个最终节点（terminal node），如图 1.1 中的圆圈所示，代表每个公司最后的分类。模型根据各个公司的财务特征将其逐级往下分到各个最终节点。

RPA 模型的构建分两步，第一步是构建预期误判成本较小的树，第二步是通过交叉检验来选择树的合理的复杂度。

RPA 模型的缺点是：（1）它是一种前向选择方法，当引入新的分类规则时并没有考虑前面的分类方法，因而有可能同一个分类指标会重复出现但判别点发生变化；（2）有可能出现过拟合现象；（3）RPA 技术能将公司按照不同风险类型进行划分，但无法对同一风险类型的公司进行对比。

图 1.1: RPA 树^①

资料来源: Altman, E.I., H. Frydman, and D.L. Kao, 1985, "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification-The Case of Financial Distress", *The Journal of Finance*, Mar. 269-291.

六、生存分析

上述模型的一个共同特点是不能预测出企业破产的确切时间。为了预测出

^①该树基于 200 家公司的财务数据、财务困境组和财务健康组的先验概率 $(\pi_0, \pi_1) = (0.02, 0.98)$ 以及误判的成本 $c_{01} = 50, c_{10} = 1$ 构建而成。当某个公司的判别变量值大于判别点 (cutoff) 时朝右边移动。圆圈表示最终节点。最左边的最终节点有 45 家公司, 其中 40 家属于财务困境组 (组 0), 5 家属于财务健康组 (组 1)。属于组 0 的最终节点记为 B, 属于组 1 的最终节点记为 NB。可以看出, 该树总共误判了 5 家破产公司和 15 家非破产公司。

企业破产的确切时间，Lane, Looney and Wansley (1986) 运用一个比例危害模型对银行破产进行预测，称为生存分析。生存分析假定财务健康公司和财务困境公司都来自同一个总体。公司破产的风险是通过计算每家公司的生存时间来衡量的。假设 T 时刻后公司就会破产，那么生存函数 S (t) 就代表 t<T 的概率，公司在时刻前破产的概率可以用 F (t) 表示：

$$F(t) = 1 - S(t) \quad (1.8)$$

生存函数

$$S(t|x) = S_0(t) \exp(\beta'x) \quad (1.9)$$

$$S_0(t) = \exp\left(-\int_0^t h_0(u) du\right) \quad (1.10)$$

其中，危险函数 h(t) 可以由下式给出：

$$h(t|x) = \exp(\beta'x) h_0(t) \quad (1.11)$$

其中，x 代表公司一系列财务比率的向量， β 代表系数向量，通过极大似然法进行估计。 h_0 是令 x=0 计算得到的，对于 $h_0(t)$ 没有任何分布限制。

由于危害函数由两部分组成，非参数部分 $h_0(t)$ 和参数部分 $\exp(\beta'x)$ ，所以生存分析是一种半参数方法，这使之躲过很多对参数方法的攻击，因此采用这种方法处理破产预测问题显得更为现实。

生存分析方法可以计算出期望破产时间，这给决策者提供了重要的信息。虽然相对于传统的统计方法而言，生存分析方法的确是更好的替代方法，但是到目前为止，它仍然得不到非常广泛的应用。

七、专家系统

二十世纪八十年代，人工智能的发展和应用使得学者们开始采用专家系统来研究破产问题。专家系统一般是采用归纳推理方法，通过分析所要解决的问题相关的一系列案例，从中发现规律。归纳推理方法又有两种途径：

一是模型驱动型 (model-driven)，即利用先验模型指导来发现规律；二是信息驱动型 (data-driven)，即利用一系列案例信息来发现规律。

在模型驱动型方法中，规律建立在先验模型的基础上，然后用一系列的案例来检验。信息驱动方法首先对所有公司进行审查，然后寻找最为方便的程序系统来对这些公司进行分类，当加入新公司时就必须对所得出的规律进行修改。具体地说该方法是先把公司分成破产组和非破产组，将这些公司用一系列财务指标来描述，然后归纳出一个流程系统来对样本公司进行正确分类。

其中，优先用于分类的属性必须使得分类后熵 (entropy) 最小，假设某家公司可能被分入 n 个不同的组 c_1, c_2, \dots, c_n ，该公司被分入组 c_i 的概率是 $p(c_i)$ ，那么分类的熵 $E(C)$ 为

$$E(C) = -\sum_{i=1}^n p(c_i) \log p(c_i) \quad (1.12)$$

归纳推理方法的局限性表现在以下几个方面：(1) 该方法很难应用于解决较大的问题，虽然有学者提出可以通过把大问题分割成小的问题单元来加以解决，但这只是个设想，仍需进一步研究。(2) 在应用中如果忽视了重要的案例 (公司) 或是分类属性，那么将会使得该方法的预测能力大为减弱。(3) 方法的应用中经常会出现相互矛盾的案例，比如说两个案例 (公司) 属于不同类，但是具有相同的属性，从而难于加以区分。

目前，在专家系统方法的深入研究中，除了我们所具体阐述的归纳推理方法外，通过与经验丰富的决策者进行交谈，并将其知识和经验并入流程程序中，这也是一种很好的方法。

专家系统经常被用来解决破产与信用承诺问题，Borowski and Elmer (1988) 采用专家系统方法来预测储蓄和贷款机构的破产问题，而 Bouwman (1983) 和 Duchessi, Shawky and Seagle (1988) 等则将专家系统的方法应用

于信用承诺研究。

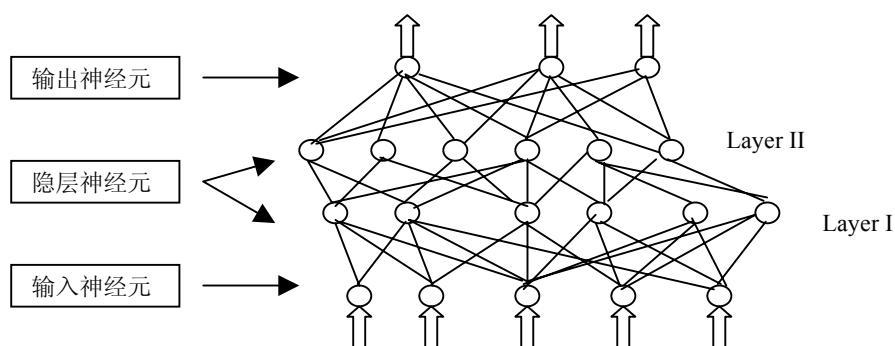
八、神经网络模型

二十世纪九十年代以来，随着神经网络的研究及其应用日趋成熟完善，研究者们也试图将神经网络技术应用于财务困境预测，最早进行这方面探索的是 Kiang and Tam (1992) 和 Coats and Fant (1993)。

神经网络模型是由大量的简单处理单元相互联结组成的复杂网络系统。它的许多功能和特性是对人脑神经网络系统的模拟，是一种自然的非线性建模过程，也被称为人工神经网络 (Artificial Neural Network)。作为非参数的预测模型，它克服了选择模型函数形式的困难，同时对样本及变量的分布特征没有限制。

神经网络由大量简单的神经元组成，每个神经元都会接收和整合输入信号，然后把它们转换成单一的输出信号。反过来，每一个输出信号也可以作为其他神经元（也有可能是本身）的输入信号。通过处理神经元之间的加权互连，信号在整个网络中传送。其主要分析模型如下：

图 1.2: 神经网络模型



从图 1.2 可以看出，神经网络的神经元一般有三种：输入神经元，隐层神经元和输出神经元。输入神经元接受外界环境信息的输入；输出神经元则将

经过神经网络处理后的信息送到外界；而隐层神经元则处于前两种神经元之间，不直接与外界环境发生联系，它接受输入神经元的信息，经过多层次的神经网络内部运算，把数据结果转移给输出神经元。隐层神经元可以有多个层次（Layer）。

概括地说，神经网络模型具有其他很多方法无法比拟的优点，主要体现在：

(1)它根据所提供的数据进行学习和训练，找出输入与输出之间的内在联系，通过改变每个节点上的加权系数来求取问题的解，从而具有自适应的功能；

(2)能够处理那些有噪声或不完全的数据，具有泛化功能和很强的容错能力；

(3)神经网络对于非独立因素组成的总体依然适用，并能够处理其中复杂的非线性关系。

目前，主要采用的神经网络模型有反向传播（Back-Propagation）算法、串级相关（Cascade Correlation）算法和遗传算法（Genetic Algorithm）等。

第三节 国内财务困境预测实证研究概述

目前，国内在财务困境预测方面所作的研究并不多，陈静（1999）以 1998 年 27 家 ST 和 27 家非 ST 上市公司作为样本，分别采用单变量分析和多元判别分析方法进行财务困境预测，发现由资产负债率、净资产收益率、总资产收益率、流动比率、营运资本/总资产、总资产周转率等 6 个指标构成的判别函数能较好地预测出 ST 公司。

陈晓、陈治鸿（2000）以 38 家 ST 和 132 家非 ST 上市公司作为样本，采用 Logistic 模型，通过试验 1260 种变量组合，发现负债—权益比、应收账款

周转率、主营利润/总资产、留存收益/总资产对企业财务困境有显著的预测作用。

高培业、张道奎（2000）采用 29 个财务指标，运用多元判别分析方法建模，发现由留存收益/总资产、息税前收益/总资产、销售收入/总资产、资产负债率、营运资本/总资产构成的判别函数有较好的预测能力。

吴世农、卢贤义（2001）以 70 家 ST 和 70 家非 ST 上市公司作为样本，采用盈利增长指数、资产报酬率、流动比率、长期负债/股东权益、营运资本/总资产、资产周转率等 6 个财务指标构造模型，并比较了多元判别分析、线性概率模型和 Logistic 模型的预测效果，发现 Logistic 模型的预测能力最强。

长城证券课题组（2001）选取了 37 个财务指标，采用 Logistic 模型，设计了财务危机预警系统和财务危机恶化预警系统，发现净利润/总资产、投资收益/利润总额、应收账款周转率、营业利润增长率、净资产增长率、长期负债/总资产、净利润增长率、存货周转率等指标具有显著的判别作用。

尽管国内学者在财务困境预测的实证研究方面进行了可贵的探索，但依然存在着以下不足：（1）使用的方法比较简单，主要是单变量分析、多元判别分析和 Logistic 模型等参数方法，而像神经网络模型等非参数方法则尚未有人使用；（2）由于受到数据限制，样本量不足，大部分研究只是对估计样本进行检验，没有采用新样本进行检验，这高估了模型的预测能力；（3）大部分研究是在公司被 ST 的前两年进行预测，即在公司已经亏损一年的情况下进行预测，判断其最终是否会被 ST，这样无疑会再度高估模型的预测能力；（4）有些研究采用的财务指标不多，无法全面反映企业的财务状况。

鉴于此，本文的目的即在于对现有的实证研究作出进一步的改进。

第二章 实证研究设计

第一节 样本设计

本文以沪深两市 A 股上市公司作为研究对象，将公司因财务状况异常而被特别处理（ST）作为企业陷入财务困境的标志，从中选取了 1998—2003 年间 108 家 ST 公司作为财务困境公司样本，具体样本见附录 1，样本的行业分布特征如下：

表 2.1：“财务困境企业”样本的行业分布特征

行业类别	财务困境企业样本数量（个）
农、林、牧、渔业	1
制造业	59
建筑业	1
交通运输、仓储业	3
信息技术业	5
批发和零售贸易	9
房地产业	7
社会服务业	5
传播与文化产业	3
综合	15
合计	108

在确定了财务困境公司样本之后，我们必须通过一定的配比标准随机抽取财务健康公司样本，在以往的研究中学者们通常采用以下配比标准：

（1）按照行业进行配比

处于不同行业的企业经营性质不同，其财务指标的意义也不尽相同。换

句话说，行业特性的不同会直接阻碍不同行业间企业财务指标的比较。比如说，流动比率一般应维持在 2: 1 左右，但是对于零售企业而言，该比率应该更高一些，因为零售企业需要在存货方面投入大量的资金，所需的流动资产一般多于制造业企业（葛家澍, 1994）。因此我们应该拿零售企业跟零售企业对比，而不应该拿它跟制造业企业对比。

（2）按资产规模进行配比

实证研究表明，企业资产规模不同，破产的概率也不尽相同。如果两家企业的财务指标在数量上相当，那么资产规模大的企业破产概率相对较低。比如在银行业中，就有“太大而不宜倒”之说。因此我们应在两个企业资产规模大致相等的前提下进行比较。

（3）按照会计年度进行配比

企业从财务状况正常到陷入财务困境是一个动态的过程。由于不同年度企业所处的经济环境不同，企业的各项财务指标不可避免地受到与时间有关的因素（如宏观经济形势、经济周期等）的影响。因此我们在研究必须避免这种由于研究期间不同导致的偏差。

因此，为了剔除不同年份、行业和资产规模因素对财务困境预测造成的影响，我们根据以下原则按 1: 1 的比例选择财务健康的上市公司作为配对样本：

- （1）研究期间一致，如财务困境企业采用的是 2000 年的数据，则财务健康公司也同样采用 2000 年的数据。
- （2）配对样本与财务困境企业行业类型相同或相近。
- （3）配对样本与财务困境企业的总资产规模相当。

据此，本文确定了 216 个研究样本，其中 3/4 作为估计样本，1/4 作为预测样本，具体情况如下：

{ 估计样本 162 家，其中财务困境公司 81 家，财务健康公司 81 家
预测样本 54 家，其中财务困境公司 27 家，财务健康公司 27 家

此外，由于证监会是根据上市公司前两年的年报所公布的业绩判断其是否出现财务状况异常并决定是否要对其进行特别处理的，所以采用上市公司前两年的年报预测其是否会被 ST 显然会高估模型的预测能力。毕竟在公司已经亏损一年的情况下其被 ST 的概率自然大于没有出现亏损的公司。因此本文选择在上市公司被 ST 的前三年进行预测，判断其最终是否会陷入财务困境，即如果某上市公司在 2003 年被特别处理，我们采用 2000 年的年报数据进行预测。

第二节 预测变量的选择

一、预测变量分类

财务困境预测模型所采用的预测变量大体可分为三类：

1、财务指标。这里的财务指标指的是狭义的来自资产负债表和损益表的指标，大部分学者均采用此类预测变量。在对初始自变量的选择中，他们一般按资产流动性、偿债能力、盈利能力和成长能力等类别分别挑选财务指标，尽可能使指标能够全面反映企业的财务状况，但是对于具体选择哪个财务指标却见仁见智。Harmer（1983）指出被选财务指标的相对独立性能提高模型的预测能力。在美国，Altman（1968）选取的 5 个财务指标成为大部分学者用于模型比较的基准，但是必须指出的是，这 5 个指标在中国未必适用。

2、现金流量指标。上世纪八十年代以来，随着在评价企业整体财务状况时现金流量表受到越来越多的重视，各国学者开始讨论现金流量指标是否能用于企业财务困境预测。Nosworthy and Goureia（1980）认为“现金流/总债务”是一个显著的单变量判别指标。Aziz, Emanuel and Lawson（1988）则发现在破产前五年财务困境公司和财务健康公司的经营现金流量均值和用现金

支付所得税的均值存在显著差异。但是 Casey and Bartczak (1984b)却认为单独使用现金流量指标进行财务困境预测效果不佳, Casey and Bartczak (1985)更进一步指出即使采用现金流量指标结合其他财务指标进行分析,也无助于提高模型的预测能力。Gombola, Haskins, Ketz and Williams (1987)也认为现金流量指标并不是重要的财务困境预测变量。因此,现金流量指标究竟是否有助于财务困境预测仍有待考证。

3、股票收益率指标。Beaver (1966)最早使用股票收益率数据进行财务困境预测,他发现在有效的资本市场上,股票收益率也如同财务指标一样可以预测企业破产。Ahorony, Jones and Swary (1980)则提出采用股票收益率的方差进行财务困境预测,他们发现在正式的破产公告宣布之前的4年内,财务困境公司股票的市场收益率方差与财务健康公司存在显著差异。但是,由于中国证券市场目前仍不是一个有效市场,所以无法采用股票收益率指标进行财务困境预测。

二、剖面分析

不同的财务指标从不同的侧面反映企业的财务状况,选择的变量不同,最终预测的效果自然各异。在以往的研究中,很多学者在选择初始自变量时采用了剖面分析法,即挑选在两组样本中存在显著差异的财务指标进行分析。但是,由于他们在变量的选择上带有一定的主观性,因此很难直接比较其研究成果。为了克服这一问题,首先我们将以往研究中所提到的对最终模型有显著贡献的财务指标进行了归纳,并将其全部作为初始自变量(见附录2)。这些变量包括短期偿债能力、长期偿债能力、营运效率、盈利能力、风险水平、发展能力总共六大类52个指标,足以全面反映企业的财务状况。

定义组0为财务困境组,组1为财务健康组,为了研究剖面分析法在挑选初始自变量的过程中是否有效,我们进行了均值相等的检验。表2.2列出了52个财务指标在两组样本中的均值、标准差和wilks' λ 统计量,表2.3

列出了存在显著性差异的变量个数，可以看出在 5% 的显著性水平上，有 25 个财务指标在两组样本的均值上存在显著差异；在 10% 的显著性水平上，有 29 个财务指标存在显著差异。盈利能力类指标在我们的差异检验中显示出明显的预警作用。

表2.2：组均值相等的检验结果

变量	组0		组1		Wilks' λ	F	df1	df2	Sig.
	均值	标准差	均值	标准差					
X1	0.4	0.15	0.39	0.14	0.998	0.379	1	214	0.539
X2	0.59	0.179	0.56	0.17	0.995	0.996	1	214	0.319
X3	0.07	0.07	0.12	0.1	0.908	21.726	1	214	0
X4	1.9	1.95	2.03	1.5	0.998	0.345	1	214	0.557
X5	1.37	1.62	1.49	1.33	0.999	0.309	1	214	0.579
X6	0.23	0.456	0.52	0.83	0.954	10.352	1	214	0.001
X7	0.29	0.335	0.35	0.3	0.973	6.017	1	214	0.015
X8	0.17	0.19	0.218	0.17	0.983	3.716	1	214	0.055
X9	0.29	0.38	0.346	0.29	0.994	1.327	1	214	0.251
X10	0.17	0.36	0.2	0.46	0.998	0.422	1	214	0.517
X11	0.21	0.441	0.358	0.82	0.988	2.588	1	214	0.109
X12	0.51	2.28	0.72	4.43	0.999	0.19	1	214	0.663
X13	0.49	0.18	0.39	0.157	0.914	20.092	1	214	0
X14	0.3	0.178	0.34	0.187	0.987	2.806	1	214	0.095
X15	3.9	4.79	5.53	16.26	0.995	0.97	1	214	0.326
X16	0.15	0.18	0.1	0.15	0.985	3.269	1	214	0.072
X17	0.56	0.4	0.44	0.35	0.975	5.552	1	214	0.019
X18	5.33	18.48	-5.08	51.12	0.982	3.964	1	214	0.048
X19	.269	24.3	1.53	8.61	0.999	0.258	1	214	0.612
X20	6.68	12.	15.7	29.08	0.96	8.966	1	214	0.003
X21	3.37	4.30	4.81	8.677	0.989	2.393	1	214	0.123
X22	22.1	125.6	51.86	285.7	0.995	0.983	1	214	0.323
X23	1.2	8.953	-17.7	225.4	0.996	0.762	1	214	0.384
X24	11.6	12.15	7.997	9.54	0.974	5.747	1	214	0.017
X25	0.8	0.64	1.068	0.796	0.966	7.558	1	214	0.006
X26	3.13	6.19	2.858	4.186	0.999	0.144	1	214	0.705
X27	1.3	1.376	1.537	1.12	0.992	1.771	1	214	0.185

变量	组0		组1		Wilks' λ	F	df1	df2	Sig.
	均值	标准差	均值	标准差					
X28	0.432	0.334	0.56	0.357	0.966	7.558	1	214	0.006
X29	1.06	1.24	1.03	0.817	1	0.041	1	214	0.839
X30	0.047	0.068	0.047	0.065	1	0.001	1	214	0.98
X31	0.2	0.132	0.28	0.158	0.935	14.978	1	214	0
X32	0.044	0.157	0.101	0.477	0.994	1.389	1	214	0.24
X33	0.016	0.047	0.057	0.068	0.89	26.559	1	214	0
X34	0.033	0.087	0.126	0.134	0.855	36.291	1	214	0
X35	.162	.489	.44	1.377	0.982	3.951	1	214	0.048
X36	0.027	0.12	0.095	0.13	0.928	16.679	1	214	0
X37	0.07	0.16	0.14	0.128	0.941	13.508	1	214	0
X38	0.03	0.067	0.080	0.075	0.887	27.138	1	214	0
X39	0.03	0.048	0.075	0.07	0.897	24.571	1	214	0
X40	0.075	0.228	0.288	0.31	0.867	32.791	1	214	0
X41	0.23	0.16	0.31	0.24	0.958	9.334	1	214	0.003
X42	0.14	0.298	0.2	0.28	0.989	2.486	1	214	0.116
X43	2.46	3.5	1.4	1.51	0.964	8.013	1	214	0.005
X44	-5.55	18.89	-4.07	5.2	0.997	0.619	1	214	0.432
X45	-26.1	53.3	-7.6	16.8	0.947	11.867	1	214	0.001
X46	2.305	0.63	2.68	0.887	0.944	12.602	1	214	0
X47	0.39	0.675	.387	0.66	1	0.001	1	214	0.972
X48	0.116	0.24	0.202	0.28	0.973	5.953	1	214	0.016
X49	0.085	0.25	0.16	0.24	0.974	5.614	1	214	0.019
X50	0.083	0.728	0.126	0.33	0.999	0.307	1	214	0.58
X51	-4.51	36.78	-0.17	6.6	0.993	1.462	1	214	0.228
X52	-1.39	10.09	0.496	2.1	0.983	3.612	1	214	0.059

表 2.3: 表现出显著差异的初始自变量个数^②

显著性水平	短期偿债能力	长期偿债能力	营运效率	盈利能力	风险水平	成长能力	合计
5%	3	3	4	10	2	3	25
10%	4	5	4	10	2	4	29

^②六类指标的变量总数分别为：短期偿债能力 12 个，长期偿债能力 7 个，营运效率 11 个，盈利能力 12 个，风险水平 3 个，成长能力 7 个。

三、预测变量的选择

关于预测变量的选择，不同的学者有不同的看法，比较有代表性的是 Altman（1968）的方法，他提出分四步筛选变量：（1）观察各种备选函数在统计上的重要性，包括决定各独立变量的相对贡献度；（2）对相关变量的交互相关进行估计；（3）观察变量集合的预测精确度；（4）分析者的判断。

本文采用逐步判别法对变量进行筛选。逐步判别法的基本思想是采用“有进有出”的算法，逐步引入变量。开始时模型中没有任何变量，每当引入一个“最重要”的变量进入判别函数时，同时也考虑先前引入判别函数的变量的判别能力是否随新变量的引入而变得不显著了。如果确实如此，则从判别函数中将该变量剔除，直到判别式中没有不重要的变量需要剔除，而模型外也没有重要的变量可引入时，逐步筛选结束。整个筛选过程实质就是做假设检验，通过检验找出显著变量，剔除不显著变量。进入模型的判据一般是根据事先指定的 F 值确定，F 值越大，表示该变量在模型中的作用越大，只有当某个变量计算出的 F 值大于指定值时，该变量才能进入最终的判别方程。一般而言，事先指定的 F 值对应的显著性概率在 0.01—0.2 之间。F 值太小，则进入模型的变量太少，建立判别函数所需的财务信息不足；F 值太大，进入模型的变量过多，则可能发生过度拟和现象，从而导致估计样本准确率较高，但是预测样本准确率较低，更为严重的是，太多的变量进入模型，反而有可能产生干扰信息，降低模型的预测能力。据此，本文将 F 值对应的显著性概率定为 0.1。

变量筛选过程见表 2.4，可以看出从第 1 步到第 5 步逐步判别分析总是将模型外对模型贡献最大的变量选入；但在第 6 步引入 X28 后，X16 对模型的贡献下降，显著性概率高于 10%，因而被剔除出模型；而在第 8 步和第 9 步 X7 和 X5 又分别被选入，此时模型外的变量都没有达到进入模型的要求，筛选变量的过程结束，最后进入模型的预测变量是 X5、X7、X18、X28、X32、X34 和 X45。

表 2.4： 逐步筛选变量过程

Step		Sig. of F to Remove	Wilks' Lambda	Step		Sig. of F to Remove	Wilks' Lambda
1	X34	.000		7	X34	.000	.848
2	X34	.000	.998		X32	.017	.788
	X32	.004	.873		X18	.016	.788
3	X34	.000	.984		X45	.018	.788
	X32	.003	.849		X28	.025	.784
	X18	.025	.828	8	X34	.000	.812
4	X34	.000	.951		X32	.021	.768
	X32	.005	.824		X18	.019	.768
	X18	.023	.809		X45	.018	.769
	X16	.049	.802		X28	.011	.773
5	X34	.000	.907		X7	.053	.760
	X32	.008	.801	9	X34	.000	.796
	X18	.027	.789		X32	.012	.746
	X16	.047	.784		X18	.036	.736
	X45	.058	.783		X45	.031	.737
6	X34	.000	.834		X28	.022	.740
	X32	.021	.773		X7	.003	.758
	X18	.017	.775		X5	.019	.741
	X16	.109	.760				
	X45	.021	.774				
	X28	.058	.765				

为了避免多重共线性，本文采用容许度（TOL）和方差膨胀因子（VIF）对选定的 7 个变量进行了多重共线性检验，计算公式为：

$$TOL_j = 1 - R_j^2 = 1/VIF_j \quad (2.1)$$

其中， R_j^2 是 X_j 对其他 $k-1$ 个自变量进行回归得到的判定系数。当 TOL 较小或 VIF 较大时，认为存在多重共线性。一般地，当 TOL 小于 0.1，或 TIF 大于 10 时，认为存在多重共线性。从表 2.5 可以看到，本文选择的预测变量并不存在多重共线性。

表2.5: 多重共线性检验

	X5	X7	X18	X28	X32	X34	X45
TOL	0.605	0.587	0.978	0.814	0.62	0.497	0.917
VIF	1.652	1.703	1.022	1.229	1.614	2.012	1.091

在入选的变量中, X5 和 X7 属于短期偿债能力指标, 其中 X5 (速动比率) 反映企业资产的流动性, 由于其扣除了存货和预付费用的影响, 因而能比流动比率更透彻地反映企业的短期偿债能力, 一般而言该指标需要保持在 1: 1 以上, 数值越大说明公司的变现能力越强; X7 (营运资本/流动资产) 反映企业用流动资产偿还流动负债后的余额占流动资产的比率, 该指标越大说明公司的短期偿债能力越强。X18 (利息保障倍数) 属于长期偿债能力指标, 其用息税前收益除以财务费用, 反映了企业当年所创造的新增价值对利息费用的保障程度, 当利息保障倍数小于 1 时, 说明企业偿债能力不足。X28 (总资产周转率) 属于营运效率指标, 其反映了企业管理者对企业拥有的全部资产的有效利用程度, 资产周转速度越快表明企业资产使用的效率越大。X32 (净利润/主营业务收入) 和 X34 (净利润/流动资产) 均属于盈利能力指标, 其中 X32 是衡量企业从事生产经营活动收益情况的重要指标, 而 X34 则衡量企业运用流动资金获得利润的能力。X45 (主营业务利润/利润总额) 属于风险水平指标, 由于利润总额等于主营业务利润加上其他业务利润和投资收益再减去营业外收支净额, 所以该指标反映了企业通过主营业务创造利润的能力, 该指标越大说明利润来源更稳定可靠, 企业经营越稳健。综上所述我们可以看到, 在入选的 7 个变量中, 并不包括发展能力指标, 这说明该类指标在用于财务困境预测时作用并不突出; 而短期偿债能力指标和盈利能力指标分别有两个变量入选, 说明这两类指标在企业财务困境预测中具有重要作用。

第三节 实证模型

本文将财务困境公司和财务健康公司分别用 0 和 1 表示，采用多元判别分析、Logistic 回归和神经网络模型三种方法进行财务困境预测：

一、多元判别分析模型

如前所述，多元判别分析的主要思想是根据观测到的若干财务指标构造出判别函数并计算出每一家公司的判别得分，从而对研究对象属于哪一类进行判断。根据 Fisher 准则，要使判别得分最大限度地区分两类不同的个体，最后得到的线性判别函数必须是使得判别效率最大的变量的线性组合。即

$$Z = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n \quad (2.2)$$

其中， Z 是判别分数， $X = x_1, x_2, \dots, x_n$ 是由反映企业财务状况的各个财务指标组成的向量， $\alpha = a_1, a_2, \dots, a_n$ 为判别系数。判别效率最大指的是两组的组间方差与组内方差之比最大。即

$$\max_{\alpha} \frac{C}{D} \quad (2.3)$$

其中， $C = [E(Z_1) - E(Z_2)]^2$

$$D = \alpha' COV(X) \alpha$$

根据 Fisher 的线性判别模型，我们可以计算出两类样本的均值 \bar{Z}_1 和 \bar{Z}_2 ，“判别点”则根据对称分类原则确定：

$$\hat{Z} = \frac{\bar{Z}_1 + \bar{Z}_2}{2} \quad (2.4)$$

最后，我们将每个公司的 Z 分值与判别点 \hat{Z} 进行比较，如果 $Z > \hat{Z}$ 则判为财务健康公司，反之则判为财务困境公司。

二、LOGISTIC 回归模型

在 Logistic 模型中, 假设 X_i 是第 i 个公司的预测变量, α 和 β 为待估计参数, 公司 i 破产的概率可以由下式给出:

$$P(X_i, \beta) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X_i)}} \quad (2.5)$$

$$\text{或 } \ln\left[\frac{P}{(1-P)}\right] = \alpha + \beta X_i \quad (2.6)$$

假设财务困境组 (组 0) 用 $X_1^{(0)}, \dots, X_m^{(0)}$ 表示, 财务健康组 (组 1) 用 $X_1^{(1)}, \dots, X_n^{(1)}$ 表示, 则似然函数为:

$$L(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^m \left[1 - \frac{1}{1 + \exp^{(-\alpha - \beta X_i^{(0)})}}\right] \cdot \prod_{i=1}^n \left[\frac{1}{1 + \exp^{(-\alpha - \beta X_i^{(1)})}}\right] \quad (2.7)$$

对数似然函数为

$$\ln L(\alpha, \beta) = \sum_i \left\{ y_i \ln P(X_i, \beta) + (1 - y_i) \ln (1 - P(X_i, \beta)) \right\} \quad (2.8)$$

当第 i 个样本为财务困境公司时, $y_i = 0$; 当第 i 个样本为财务健康公司时, $y_i = 1$ 。

通过最大化对数似然函数 $\ln L(\alpha, \beta)$ 就可以估计出参数 α, β , 从而得出公司破产的概率 $P(X_i, \beta)$ 。我们选定 0.5 作为临界值, 破产概率超过 0.5 则判定为财务困境公司, 小于 0.5 则判定为财务健康公司。

三、神经网络模型

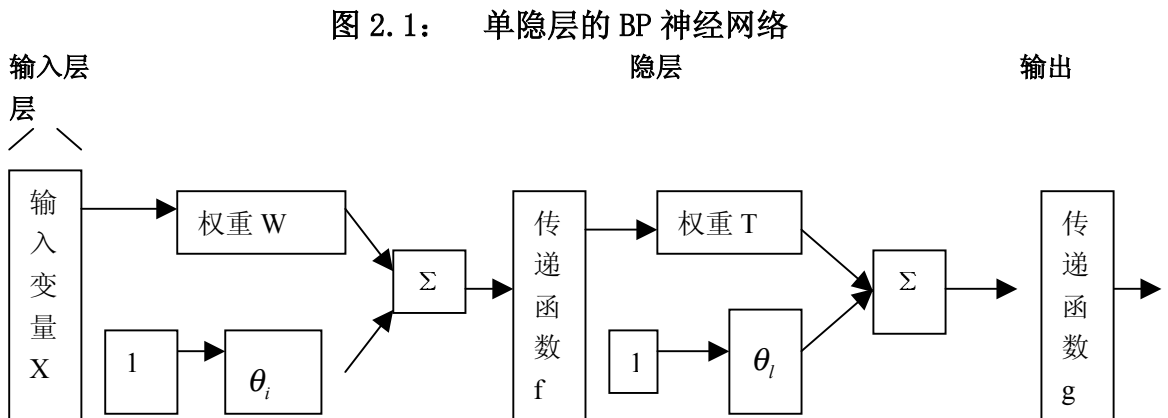
目前, 在神经网络模型的实际应用中, 多层前向神经网络中的反向传播 (Back-Propagation) 算法在诸如函数逼近、模式识别等领域得到广泛的应用, 因此本文采用 BP 算法进行财务困境预测。

BP 算法的学习过程可以简单地描述如下：

(1) 工作信号正向传播：输入信号从输入层经过隐层传到输出层，在输出端产生输出信号。在信号的正向传递过程中网络的权值是固定不变的，每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层得不到期望的输出，则转入误差信号反向传播。

(2) 误差信号反向传播：网络的实际输出与期望输出之间的差值即为误差信号，误差信号从输出端开始逐层向前传播。在误差信号的反向传播过程中，网络的权值由误差反馈进行调节，通过权值的不断修正使网络的实际输出更接近期望输出。

BP 神经网络可以有一个或多个隐层。Lippman (1987) 证明单隐层的 BP 神经网络可以以高精度逼近任意映射关系，而且与一个隐层相比，用两个隐层进行网络训练并不能显著提高预测的准确率。因此本文采用单隐层的 BP 神经网络模型结构，如图 2.1：



BP 算法的详细步骤如下：

(1) 设置变量和参量。输入变量 $X_k = [X_{k1}, X_{k2}, \dots, X_{kM}]$, ($k=1, 2, \dots, N$), N 为训练样本的个数, M 为财务指标的个数；输出节点的期望输出为 t_l 。输

入层和隐层之间的连接权重为 w_{ij} ，节点阈值为 θ_i ；隐层和输出层之间的连接权重为 T_{li} ，节点阈值为 θ_l 。

(2) 初始化权值和阈值，随机给出一个非零的初始值。

(3) 计算神经网络正向传播信号。假设输入层有 n 个节点，隐层有 m 个节点，输出层有一个节点，则隐层节点的输出为：

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} X_j - \theta_i\right) = f(\text{net}_i) \quad (2.9)$$

输出节点的输出为：

$$O_l = g\left(\sum_{i=1}^m T_{li} y_i - \theta_l\right) = g(\text{net}_l) \quad (2.10)$$

(4) 判断实际输出和期望输出之间的误差（即性能函数）是否达到精度要求。判断标准：

$$\text{所有样本误差 } E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e_k^2 < \varepsilon \quad (2.11)$$

其中， $e_k = t_l - O_l$ ， ε 是误差精度要求。

(5) 修正权值和阈值。根据误差信号先后修正隐层和输出层之间、输入层和隐层之间的权值和阈值。

输出节点输出的误差为：

$$\delta_l = (t_l - O_l) g'(\text{net}_l) \quad (2.12)$$

权值修正公式为：

$$T_{li}(k+1) = T_{li}(k) + \eta \delta_l y_i \quad (2.13)$$

其中 k 为迭代次数， η 为学习率。学习率 η 一般在 0 到 1 之间，学习率越大，权值和阈值根据误差调整的幅度就越大，网络就越动荡，它的值直接影

响到网络的训练性能。 η 如果选择得过大, 会降低网络的稳定性; 如果选择得过小, 会导致过长的训练时间, 一般根据经验值进行调整。

阈值修正公式为:

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta \delta_i \quad (2.14)$$

隐层节点输出的误差为:

$$\delta'_i = f'(net_i) \sum_l \delta_l T_{li} \quad (2.15)$$

权值修正公式为:

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \eta \delta'_i X_j \quad (2.16)$$

阈值修正公式为:

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta \delta'_i \quad (2.17)$$

如果误差达到精度要求或者循环次数足够大, 则结束网络训练, 否则继续训练神经网络。

BP 神经网络的输入层与隐层之间的传递函数 $f(g)$ 通常为 S 型(如对数函数、正切函数), 而隐层和输出层之间则采用线性传递函数 $g(g)$ 。由于正切函数关于原点对称, 学习速度较快, 因而在本文中, 输入层和隐层之间的传递函数取正切函数:

$$f(x) = \tan(x) \quad (2.18)$$

隐层节点个数的选择比较复杂, 通常认为隐层节点个数应介于输入和输出节点个数之间, 而且与样本大小有关。本文借鉴 Jain and Nag (1997) 的做法, 利用下列公式计算隐层的节点个数:

$$\text{隐层的节点个数} = \text{样本个数} / (10 \times (\text{输入层节点个数} + \text{输出层节点个数})) \quad (2.19)$$

由于在 BP 神经网络的训练中, 训练次数过多往往会出现对数据的过度拟和, 为了提高网络的泛化能力, 本文采取了下列两个解决办法:

(1) 对输入数据进行标准化处理, 消除不同财务指标量纲不同的影响, 即转化成均值为零、标准差为 1 的标准向量。

(2) 规则化调整, 即通过调整网络的性能函数来增强网络泛化能力。普通的 BP 神经网络一般采用网络误差的均方根之和作为性能函数, 如

$$F = mse = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e_k^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (t_l - O_l)^2 \quad (2.20)$$

而调整后的网络性能函数如下:

$$mserg = \gamma mse + (1 - \gamma) msw \quad (2.21)$$

$$msw = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n W_j^2$$

其中, γ 是性能函数, 在 Matlab 中可以进行自动设置。使用该性能函数可以减少网络的有效权值和阈值, 并且使网络的训练输出更加平滑, 从而增强网络的泛化性能。

第三章 实证结果分析

本文的多元判别分析和 Logistic 回归分析采用 SPSS 软件进行，而神经网络模型的构建则采用 Matlab 进行，结果如下：

第一节 多元判别分析模型

假设0代表财务困境公司，1代表财务健康公司，可得：

表 3.1：非标准化的典则判别系数表

变量	Function
X5	-.320
X7	1.998
X18	-.008
X28	1.167
X32	-1.233
X34	7.458
X45	.008
(Constant)	-1.081

表 3.2：组重心函数值表

SIGN1	Function
0	-.627
1	.627

从非标准化的典则判别系数表（表3.1）我们可以得到线性判别函数：

$$Z = -1.081 - 0.32X_5 + 1.998X_7 - 0.008X_{18} + 1.167X_{28} - 1.233X_{32} + 7.458X_{34} + 0.008X_{45} \quad (3.1)$$

X_5 = 速动比率

X_7 = 营运资本/流动资产

X_{18} = 利息保障倍数

X_{28} = 总资产周转率

X_{32} = 净利润/主营业务收入

X_{34} = 净利润/流动资产

X_{45} = 主营业务利润/利润总额

从组重心函数值表（表3.2）可以看出，两个组合的平均Z分值分别为-0.627和0.627。因此根据对称分类原则，判别点 $\hat{Z} = \frac{\bar{Z}_0 + \bar{Z}_1}{2} = 0$ 。当把每一家

上市公司的财务指标代入判别函数得到的Z分值大于0时，则判定为财务健康公司；反之则判定为财务困境公司，判别结果如下：

表3.3：多元判别分析的判别结果

原始值		估计样本				预测样本			
		预测值		合计	综合准确率%	预测值		合计	综合准确率
		0	1			0	1		
计数 (个)	0	66	15	81	126	20	7	27	41
	1	21	60	81		6	21	27	
百分比 (%)	0	81.5%	18.5%	100%	77.8%	74.1%	25.9%	100%	75.9%
	1	25.9%	74.1%	100%		22.2%	77.8%	100%	

如前所述，本文将全部样本分为估计样本和预测样本，估计样本 162 家，其中财务困境公司 81 家，财务健康公司 81 家；预测样本 54 家，其中财务困境公司 27 家，财务健康公司 27 家。将财务困境公司（用 0 表示）误判为财务健康公司（用 1 表示）的比例用 I 类错误率表示，将财务健康公司误判为财务困境公司的比例用 II 类错误率表示，我们可以看出，多元判别分析估计样本的 I 类错误率为 18.5%，II 类错误率为 25.9%，综合准确率为 77.8%；而预测样本的 I 类错误率为 25.9%，II 类错误率为 22.2%，综合准确率为 75.9%。

第二节 LOGISTIC 回归模型

从最终模型的拟和优度检验（表3.4）可以看出，-2LL为162.817，此值

偏大，说明拟和效果一般，Cox & Snell R^2 和Nagelkerke R^2 统计量偏小，也说明拟和效果一般。而表3.5的Hosmer and Lemeshow统计量虽然大于0.05，但是小于0.1，不能接受观测数据和预测数据之间没有显著差异的原假设。

表3.4： 最终模型的拟和优度检验

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	162.817	.317	.423

表3.5： Hosmer and Lemeshow 检验

Step	Chi-square	df	Sig.
1	13.870	8	.085

图 3.1 是估计概率的直方图，该图反映了上市公司陷入财务困境的概率的频数分布。本文选择的临界概率为 0.5，因此如果模型成功地区分了两组观测测量，属于财务困境组的样本应落在 0.5 的左侧，而属于财务健康组的样本则应落在 0.5 的右侧，两组中的观测测量越是分布在两端，说明分组效果越好。从图 3.1 可以看出，模型的预测效果较好。

图 3.1: 估计概率的直方图

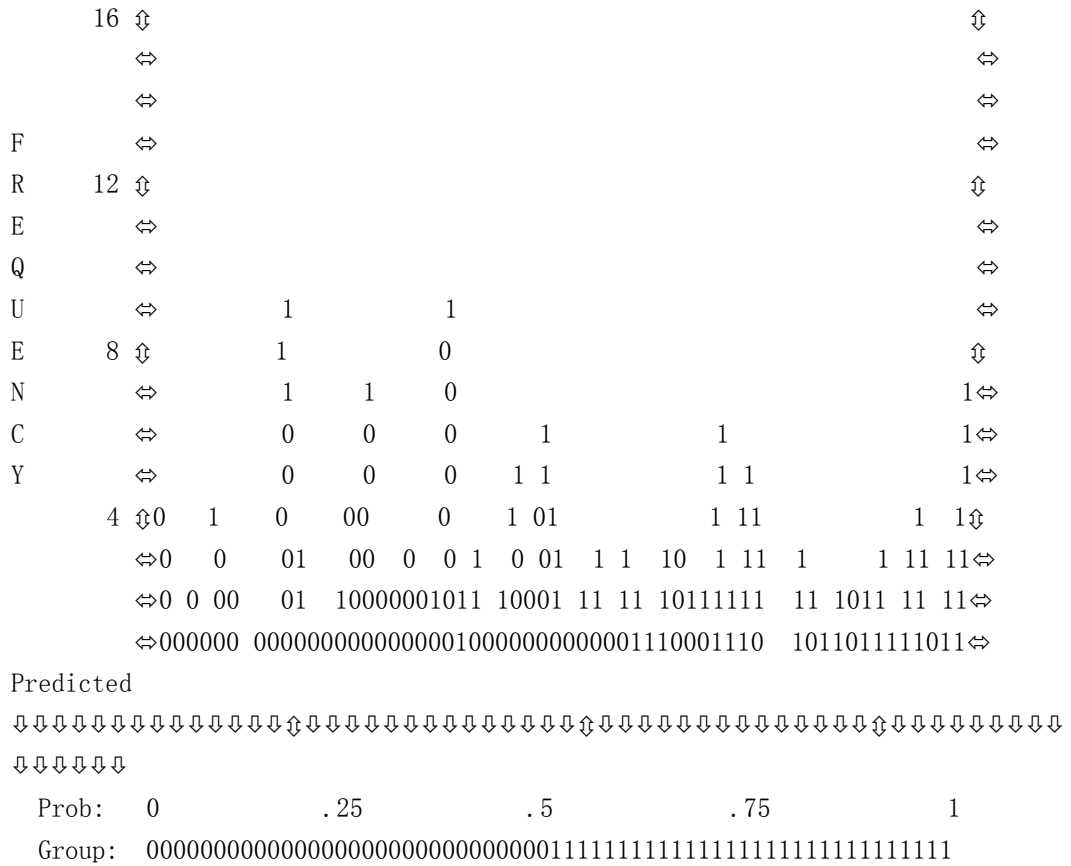


表 3.6: 最终模型的统计量

	系数	标准差	Wald统计量	自由度	显著性概率
X5	-.805	.302	7.129	1	.008
X7	3.728	1.137	10.743	1	.001
X18	-.014	.007	4.027	1	.045
X28	1.687	.802	4.424	1	.035
X32	-2.048	1.015	4.067	1	.044
X34	12.665	3.481	13.240	1	.000
X45	.013	.008	2.534	1	.111
Constant	-1.399	.493	8.036	1	.005

从表3.6我们得到Logistic模型的判别方程:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(1.399 - 0.805X_5 + 3.728X_7 - 0.014X_{18} + 1.687X_{28} - 2.048X_{32} + 12.665X_{34} + 0.013X_{45})}} \quad (3.2)$$

X_5 = 速动比率

X_7 = 营运资本/流动资产

X_{18} = 利息保障倍数

X_{28} = 总资产周转率

X_{32} = 净利润/主营业务收入

X_{34} = 净利润/流动资产

X_{45} = 主营业务利润/利润总额

我们选定0.5作为临界值，根据式(3.2)，算出的上市公司破产概率超过0.5则判定为财务困境公司，小于0.5则判定为财务健康公司，判别结果如下：

表3.7: Logistic回归模型的判别结果

原始值		估计样本				预测样本			
		预测值		合计	综合准确率%	预测值		合计	综合准确率
		0	1			0	1		
计数 (个)	0	66	15	81	125	20	7	27	42
	1	22	59	81		5	22	27	
百分比 (%)	0	81.5%	18.5%	100%	77.2%	74.1%	25.9%	100%	77.8%
	1	27.2%	72.8%	100%		18.5%	81.5%	100%	

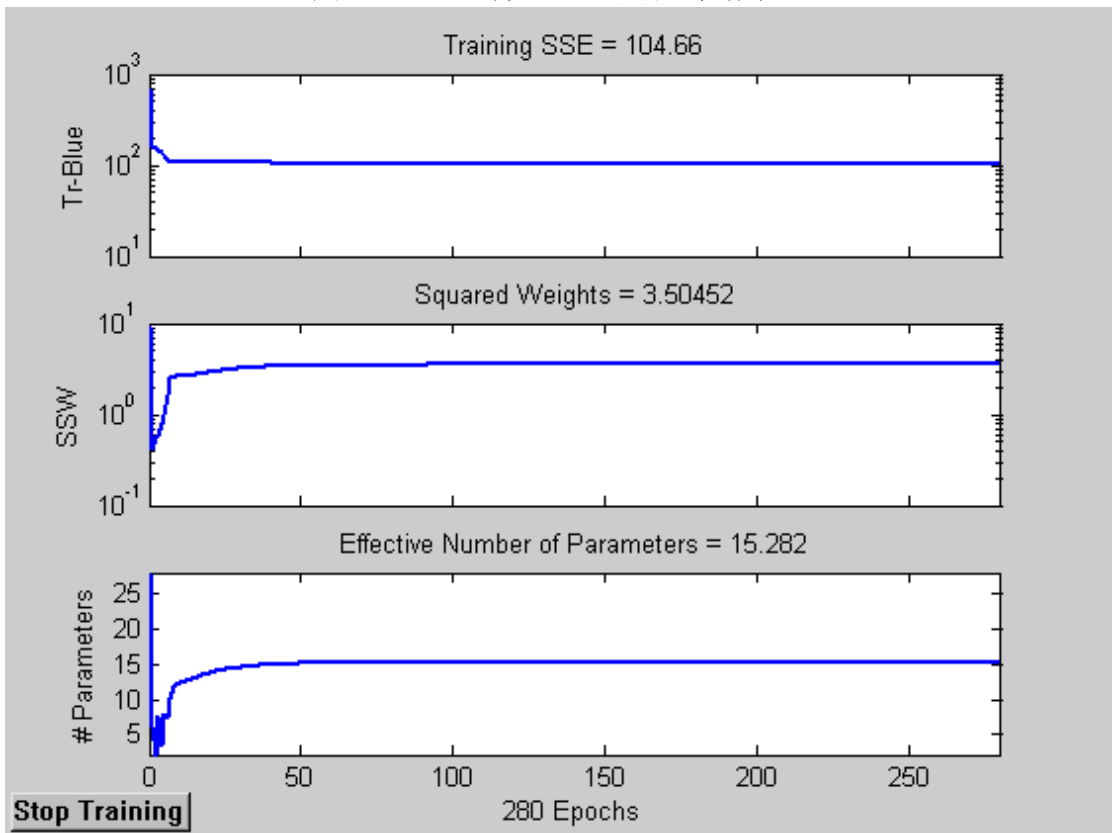
从表 3.7 我们可以看出，Logistic 回归模型估计样本的 I 类错误率为 18.5%，II 类错误率为 27.2%，综合准确率为 77.2%；而预测样本的 I 类错误率为 25.9%，II 类错误率为 18.5%，综合准确率为 77.8%。

第三节 神经网络模型

本文将所有样本分成训练集和预测集，其中训练集有 162 个样本，其中财务困境公司 81 家，财务健康公司 81 家；预测集有 54 个样本，其中财务困境公司 27 家，财务健康公司 27 家。采用单隐层的 BP 神经网络进行训练，输入层的输入变量为多元判别分析和 Logistic 回归使用的预测变量 X5、X7、X18、X28、X32、X34 和 X45，共有 7 个节点；输出层有一个节点，输出的导师信号为 -1 代表财务困境公司，1 代表财务健康公司；隐层的节点个数为 $208 / (10 \times (7+1)) \approx 3$ 。迭代次数为 80000 次。

输出结果如图 3.2，当 $mse=104.66$, $msw=3.5$ 时达到误差精度要求，BP 神经网络自动结束训练。

图 3.2: BP 神经网络的训练结果



神经网络的判别结果如下：

表3.8: BP神经网络的判别结果

原始值		训练集				预测集			
		预测值		合计	综合准确率%	预测值		合计	综合准确率
		0	1			0	1		
计数 (个)	0	68	13	81	127	23	4	27	47
	1	22	59	81		3	24	27	
百分比 (%)	0	83.95%	16.05%	100%	78.4%	85.19%	14.81%	100%	87.04%
	1	27.16%	72.84%	100%		11.11%	88.89%	100%	

从表 3.8 我们可以看出，BP 神经网络模型估计样本的 I 类错误率为 16.05%，II 类错误率为 27.16%，综合准确率为 78.4%；而预测样本的 I 类错误率为 14.81%，II 类错误率为 11.11%，综合准确率为 87.04%。

第四节 预测结果比较

预测样本准确率是指利用从估计样本中得到的判别函数（或网络）对新样本进行判别得到的结果。由于预测准确率不包括任何先验信息，所以我们以预测样本准确率为准进行比较。

表 3.9: 预测结果比较

模型	误判个数			预测准确率		
	I 类	II 类	合计	I 类	II 类	综合
MDA	7	6	13	74.1%	77.8%	75.9%
Logistic	7	5	12	74.1%	81.5%	77.8%
神经网络	4	3	7	85.19%	88.89%	87.04%

从表 3.9 可以看出，多元判别分析和 Logistic 回归的预测效果比较接近，Logistic 回归略优于多元判别分析；而神经网络模型的预测效果则是最好的，

其 I 类、II 类和综合准确率均比多元判别分析高出 11.1%，而比 Logistic 回归则分别高出 11.1%、7.4%和 9.2%。由此可见，BP 神经网络作为一种非参数统计方法更适合用于财务困境预测。

第四章 研究结论和未来的研究方向

第一节 研究结论

本文以沪深两市 A 股上市公司作为研究对象，将公司因财务状况异常而被特别处理（ST）作为企业陷入财务困境的标志，进行企业财务困境预测。通过分析，得到以下结论：

1、为了真实反映模型的预测能力，应采用预测样本（即新样本）对模型的预测能力进行检验。此外，由于中国证监会是根据上市公司前两年的年报所公布的业绩判断其是否出现财务状况异常并决定是否要对其进行特别处理的，所以为了不夸大模型的预测能力，应至少在上市公司被 ST 的前三年进行预测，判断其最终是否会被 ST。本研究发现，采用 BP 神经网络模型进行财务困境预测，在上市公司被 ST 的前三年预测准确率可以达到 87%

2、本文采用逐步判别分析对 52 个财务指标进行筛选，发现 X5（速动比率）、X7（营运资本/流动资产）、X18（利息保障倍数）、X28（总资产周转率）、X32（营业收入净利润率）、X34（流动资产净利润率）和 X45（主营业务利润/利润总额）等 7 个财务指标在企业财务困境预测中具有显著的判别作用。特别需要指出的是，短期偿债能力指标和盈利能力指标在企业财务困境预测中作用最为明显，这说明在进行企业财务分析时，我们对上述指标应给予更多的关注。

在这 7 个指标中，除了 X5 和 X32，大部分指标在财务困境组和财务健康组两组样本的均值上存在显著差异。这说明了通过剖面分析选择在两组样本中存在显著差异的初始自变量虽然具有一定的合理性，但是也有可能因此而忽略重要的预测变量。虽然某些指标在财务困境公司和财务健康公司之间不存在显著差异，难以凭借其单独对两组样本进行区分，但是当与其他变量构

成变量组合时，却有可能对财务困境公司和财务健康公司进行有效的分类。

3、本文比较了多元判别分析、Logistic 回归和 BP 神经网络模型三种方法，发现多元判别分析和 Logistic 回归的预测效果比较接近，Logistic 回归略优于多元判别分析；而神经网络模型的预测效果则是最好的，其 I 类、II 类和综合准确率分别达到了 85.2%、88.9%、87%，均比多元判别分析高出 11.1%，而比 Logistic 回归则分别高出 11.1%、7.4%和 9.2%。由此可见，BP 神经网络作为一种非参数统计方法更适合用于财务困境预测。

第二节 研究局限性

虽然本文在研究方法、研究样本和预测变量的选择方面均有所创新，但是仍存在以下不足：

1、关于财务困境标准的界定。本文以上市公司因财务状况异常而被特别处理（ST）作为企业陷入财务困境的标志，这虽然与国内的大部分研究保持一致，但是当上市公司出现连续两年亏损就理所当然地判定其陷入财务困境仍有待商榷，毕竟有些上市公司确实有可能因为暂时经营困难而出现连续亏损，但并不至于沦落到破产倒闭的境地。

2、关于预测变量的选择。本文通过逐步判别分析对短期偿债能力、长期偿债能力、营运效率、盈利能力、风险水平、发展能力总共六大类 52 个指标进行筛选，最终确定了 7 个预测变量。虽然我们归纳了以往研究中所提到的对最终模型有显著贡献的所有财务指标，但是在指标的筛选过程中仍可能有所纰漏，而且也可能存在更好的筛选变量的方法。

此外，对于不同的行业，财务指标的平均值也有所不同，因此最理想的办法是分行业进行财务困境预测，对于不同的行业选用不同的财务指标，但是由于数据受限，目前仍没办法做到，本文只能通过样本的行业配比和规模配比来消除这一不利影响。

3、关于判别点的选择。本文并没有根据企业陷入财务困境的先验概率和第一类和第二类错误的成本调整判别点，而只是简单地根据对称原则取中点进行判定。事实上，在诸如银行信贷评估等很多领域，第一类错误成本远高于第二类错误成本。犯了第二类错误最多承担放弃贷款利息的机会成本，而犯了第一类错误则可能造成严重的贷款损失。因此，最佳判别点的选择应该能够使第一类错误成本和第二类错误成本之和最小。

第三节 未来的研究方向

根据上述分析，在未来的研究中我们可以朝以下几个方向努力：

1、扩大研究对象。目前国内财务困境预测的研究对象仅限于上市公司，在未来的研究中我们不仅可以对非上市公司进行分析，而且可以专门对特定的企业（如银行）进行分析。

2、根据企业陷入财务困境的先验概率和第一类和第二类错误的成本确定最佳判别点。这对于不同的使用者有不同的研究结果，因此应根据具体问题具体分析。

3、采用其他的非参数研究方法。我们可以尝试递归分割算法、专家系统等其他研究方法进行财务困境预测。

[参考文献]

中文部分

- [1]长城证券课题组.《上市公司财务危机预警系统:理论与实证分析》[J]. 上证研究, 2001, (3):63-146.
- [2]陈静.《上市公司财务恶化预测的实证分析》[J]. 会计研究, 1999, (4):31-38.
- [3]陈晓, 陈治鸿.《中国上市公司财务困境预测》[J]. 中国会计与财务研究, 2000 (3):55-72.
- [4]高培业, 张道奎.《企业失败判别模型实证研究》[J]. 统计研究. 2000 (10):46-51.
- [5]葛家澍主编. 中级财务会计[M]. 沈阳:辽宁人民出版社, 1994.
- [6]李华中.《上市公司经营失败的预警系统研究》[J]. 财经研究. 2001 (10):58-64.
- [7]吴世农, 卢贤义.《我国上市公司财务困境的预测模型研究》[J]. 经济研究. 2001 (6):46-55.

英文部分

- [8]Aharony,J., C.P.Jones, and I.Swary,1980,“An Analysis of Risk and Return Characteristics of Corporate Bankruptcy Using Capital Market Data”, *Journal of Finance*,35,Sept.,1001-1016.
- [9]Altman,Edward I.,1993,*Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, John Wiley & Sons,Inc.NewYork.
- [10]Altman, Edward I.,1968, “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*,Sep.,589-609.[]
- [11]Altman,E.I., H.Frydman, and D.L. Kao,1985,“Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification-The Case of Financial Distress”, *The Journal of Finance*, Mar., 269-291.
- [12]Aziz,A., D.Emanuel and G. Lawson,1988,“Bank Prediction: An Investigation of Cash Flow Based Models”, *Journal of Management Studies* 25, 419-437.
- [13]Borowski,D.M., and P.J.Elmer,1988,“An Expert System Approach to Financial Analysis:

- the Case of S&L Bankruptcy”, *Financial Management*, Autumn,66-76.
- [14]Bouwman,M.,1983,“Human Diagnostic Reasoning by Computer: An Illustration from Financial Analysis” ,*Management Science*,29,6, 653-672.
- [15] Casey,C., and N.Bartczak,1984,“Cash Flow--It’s Not the Bottom Line”, *Harvard Business Review*,July/August,60-66.
- [16] Casey,C., and N.Bartczak,1984,“Using Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress: Some Extensions”, *Journal of Accounting Research*, Spring, 23, 1,384-401.
- [17]Casey,C., and N.Bartczak,1985, “Use Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress: Some Extensions”, *Journal of Accounting Research*, Chicago.
- [18]Coats, P.K., and L.F.Fant,1993,“Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool”, *Financial Management*,Autumn,142-155.
- [19]Dambolena,I.G., and S.J.Khoury,1980,“Ratio Stability and Corporate Failure”, *Journal of Finance*, 35,1017-1026.
- [20]Duchessi,P., H.Shawky and J.P.Seagle, 1988, “A Knowledge-engineered System for Commercial Loan Decisions”, *Financial Management*,17,3,57-65.
- [21] Fitzpatrick, P.J.,1932, “A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firms”, *Certified Public Accountant*, 2,589-605,656-662,727-731.
- [22]Gombola, M.J., M. E. Haskins, J. E.Ketz, and D. D. Williams,1987, “Cash Flows in Bankruptcy Prediction”, *Financial Management*, Winter,55-65.
- [23]Hammer,M.,1983,“Financial Prediction: Sensitivity of Classification Accuracy to Alternate Statistical Methods and Variables Sets”, *Journal of Accounting and Public Policy*,2,289-307.
- [24]Jain,Bharat A., and Barin N. Nag, 1997,“Performance Evaluation of Neural Network Decision Models”, *Journal of Management Information Systems*, Fall, 14, 2,201-216.
- [25]Kiang,M.Y., and K.Y. Tam, 1992, “Managerial applications of neural networks: The case of bank failure predictions”, *Management Science*, 38, 7,926-947.
- [26]Laitinen,E.K.,1993, “Financial Predictors for Different Phases of the Failure Process”,*Omega*,21, 2, 215-228.

- [27]Lane,W.R., S.W.Looney, and W.Wansley,1986, “An Application of the Cox Proportional Hazards Model to Bank Failure”, *Journal of Banking and Finance*,10,511-531.
- [28]Lippman,R.P.,1987, “Introduction to Computing with Neural Net”, IEEE ASSP,May,4,4-22.
- [29]Martin, D.,1977,“Early Warning of Bank Failure”, *Journal of Banking and Finance*, 1,249-276.
- [30]Merwin,C.L.,1942, “Financial Small Corporations: In Five Manufacturing Industries”, *National Bureau of Economic Research*,1926-1936.
- [31]Meyer, P. A., and H. W. Pifer, 1970, “Prediction of Bank Failures”, *Journal of Finance*, Sept., 853-868.
- [32]Nosworthy, and D.Goureia, 1980, “Diagnosis of Financial Health by Cash Flow Analysis”, working paper of London Business School.
- [33]Ohlson, James A.,1980, “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, *Journal of Accounting Research*, 18, 1 ,Spring,109-131.
- [34]Smith,R.F., and A.H. Winakor, 1935, “Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Corporations”, Urbana, University of Illinois, Bureau of Business Research.
- [35]Zmijewski,Mark E.,1984, “Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models”, *Journal of Accounting Research*, 22, Supplement,61-82.

附录 1：样本列表

财务困境公司			财务健康公司		
000003	000566	600669	000012	000626	600680
000004	000569	600670	000022	000636	600684
000007	000585	600683	000031	000666	600686
000009	000592	600691	000032	000671	600689
000010	000602	600696	000039	000693	600692
000011	000660	600698	000040	000705	600699
000014	000662	600703	000046	000717	600713
000015	000670	600721	000050	000727	600720
000017	000675	600734	000066	000731	600723
000020	000678	600743	000400	000792	600724
000033	000682	600745	000505	000815	600739
000034	000699	600753	000510	000820	600742
000038	000723	600762	000519	000861	600747
000047	000738	600763	000520	000863	600761
000048	000788	600768	000524	600069	600783
000411	000826	600786	000525	600070	600811
000416	000838	600792	000527	600079	600815
000430	000851	600793	000528	600080	600817
000502	000893	600806	000530	600086	600820
000503	600053	600813	000537	600118	600824
000504	600057	600818	000542	600171	600827
000506	600082	600831	000547	600197	600830
000507	600109	600833	000549	600601	600832
000511	600159	600837	000554	600605	600835
000515	600603	600842	000559	600606	600843
000518	600606	600845	000567	600608	600846
000522	600610	600847	000571	600611	600849
000526	600613	600848	000578	600613	600854
000535	600615	600852	000582	600634	600857
000536	600617	600853	000596	600635	600860
000546	600625	600855	000598	600641	600867
000548	600629	600858	000599	600651	600868
000550	600633	600862	000603	600659	600880
000555	600646	600870	000608	600662	600881
000556	600647	600874	000612	600674	600887
000558	600658	600876	000616	600675	600889

附录 2: 财务指标列表

类别	变量	财务指标名称
短期偿债能力	X1	速动资产/总资产
	X2	流动资产/总资产
	X3	货币资金/总资产
	X4	流动比率=流动资产/流动负债
	X5	速动比率=速动资产/流动负债
	X6	货币资金/流动负债
	X7	营运资本/流动资产
	X8	营运资本/总资产
	X9	营运资本/净资产
	X10	流动资产增长率
	X11	流动负债增长率
	X12	货币资金增长率
长期偿债能力	X13	资产负债率=总负债/总资产
	X14	固定资产总额/资产总额
	X15	股东权益/固定资产净值
	X16	长期负债比率=长期负债/总负债
	X17	负债总额/有形净资产总额
	X18	利息保障倍数=息税前收益/财务费用
	X19	长期负债增长率
营运效率	X20	应收账款周转率=销售额或主营业务收入/ 应收账款平均余额
	X21	存货周转率=销售成本或主营业务成本/存货平均余额
	X22	应付账款周转率=销售成本/应付账款平均余额
	X23	营运资本周转率=销售额或主营业务收入/(流动资产平均余额-流动负债平均余额)
	X24	货币资金周转率=销售额或主营业务收入/货币资金平均余额
	X25	流动资产周转率=销售额或主营业务收入/流动资产平均余额
	X26	固定资产周转率=销售额或主营业务收入/固定资产平均余额
	X27	长期资产周转率=主营业务收入/(资产总计平均余额-流动资产合计平均余额)
	X28	总资产周转率=销售额或主营业务收入/总资产平均余额

附 录

类别	变量	财务指标名称
	X29	股东权益周转率=销售额或主营业务收入/股东权益平均余额
	X30	营业费用/营业收入
盈利能力	X31	毛利率=1-（主营业务成本/主营业务收入）
	X32	净利润/主营业务收入
	X33	总资产净利润率= 净利润/总资产
	X34	净利润/流动资产
	X35	净利润/固定资产
	X36	净资产收益率=净利润/股东权益
	X37	主营业务利润/股东权益
	X38	主营业务利润/总资产
	X39	息税前收益/总资产
	X40	每股收益
	X41	每股盈余公积
X42	每股未分配利润	
风险水平	X43	财务杠杆系数=（利润总额+财务费用）/利润总额
	X44	经营杠杆系数=（主营业务利润）/（利润总额+财务费用）
	X45	主营业务利润/利润总额
发展能力	X46	每股净资产
	X47	固定资产增长率
	X48	总资产增长率
	X49	资本积累率
	X50	主营业务收入增长率
	X51	净利润增长率
	X52	主营业务利润增长率

后 记

光阴荏苒，岁月如梭，七年的时光，弹指一挥间。想想本科入学的时候还觉得时间太长，不知如何打发；而今却不免感叹时间太短，要学的东西还有很多……

论文的完成首先要感谢我的导师郑振龙教授。我很庆幸能够遇上郑老师，可以说成为郑老师的弟子是我人生中一个重要的转折。郑老师不仅在学业上对我悉心指导，让我真正领悟了学金融该学什么、应怎么学，而且在生活中更是对我关怀备至，让我在厦大同样感受到在家的温暖。郑老师渊博的学识、严谨的治学态度、刻苦的钻研精神以及崇高的人格魅力将一直成为我学习的榜样，指引着我今后的人生。

同样的感谢也要献给我本科的班主任刘德煌副教授。在过去的七年中，刘老师不仅教会了我如何做事，更是教会了我如何做人。刘老师博大的胸怀、谦和的为人深深感染了我。感谢刘老师多年来对我的关心和帮助，他的肺腑之言和真知灼见终将成为我宝贵的人生财富，让我终生受益无穷。

此外，我深深地感谢厦门大学财金系各位老师对我的亲切指导和热心帮助，他们对我的关怀我将永远铭记在心。

还要感谢的是我的师兄师弟、师姐师妹们。他们是陈蓉、林海、陈惠玲、邱文华、康朝锋、冯玲、唐革榕、黄兴李、郑泽星、王保合、陈淼鑫、俞琳、张睿、贺涛、陈蕾、杨伟、阚路、李明、林琳。我很庆幸生活在这么一个团结的大集体中，大家互相帮助、互相支持，共同度过了很多美好的时光。这些都将成为我一生中美好的回忆。

特别要感谢的是香港理工大学深圳研究院中国会计与金融研究中心的陈工孟教授和杨海城博士等多位同事。正是他们的无私帮助使我获得了写作的灵感并解决了很多技术上的难题。

最后的感谢当然要献给我的家人。感谢父母多年来的养育之恩，正是他们的不辞劳苦才得以成就我今日的学业。我必将不懈努力，才不辜负他们对我的殷切希望。

马喜德

2004年4月于凌云