

湖南大学

硕士学位论文

上市公司财务危机预警模型及实证研究

姓名：刘菊红

申请学位级别：硕士

专业：统计学

指导教师：张立军

20061108

摘 要

财务危机的发生是一个逐步、渐进的过程，因此财务危机不但具有先兆，并且是可以预测的。正确地预测企业财务危机，对保护投资者和债权人的利益，对经营者防范财务危机，对政府部门监管上市公司质量和证券市场风险，都具有十分重要的现实意义。上市公司财务危机预警的实证研究不仅具有较高的学术价值，而且有着巨大的社会应用价值。本文通过对国内外财务危机预警模型研究领域经典文献回顾，在对已有研究成果进行总结和评价的基础上，选取了我国上市公司中 60 家财务危机公司和 60 家财务正常公司为样本，分别采用 Logistic 回归、贝叶斯判别和 BP 神经网络模型方法进行研究，建立了预测精度比较高的预警模型。本文的实证研究主要分三个阶段来逐层推进：首先，运用方差分析对反映盈利能力、现金流量、偿债能力、资产负债管理能力和成长能力五大类共 22 个财务指标进行筛选，选取了能显著区别 ST 公司与非 ST 公司的 10 个指标。在研究的第二阶段，以 40 家 ST 公司与同期的 40 家非 ST 公司作为分析样本，分别采用 Logistic 回归、贝叶斯判别和 BP 神经网络模型方法，建立判别模型。在研究的第三阶段，对以上已建立的三种模型，分别用由 20 家 ST 公司与同期的 20 家非 ST 公司组成的预测样本进行检验，结果表明：Logistic 回归、贝叶斯判别和 BP 神经网络模型的预测精度都是 95%，因此可以认为这三种模型都具有较高的预测精度，管理者可以根据其公司的具体情况选择合适的模型进行财务危机预测，同时结合其他非定量的因素，分析财务危机出现的原因，就可避免财务状况的恶化。

关键词：财务危机；Logistic 回归；贝叶斯判别；BP 神经网络

Abstract

The financial crisis occurred is a gradual process, the financial crisis has not only threatened, and can be predicted. Accurately predict the financial crisis, to protect the interests of investors and creditors, on the operators to prevent financial crises. Monitoring the quality of listed companies and government departments to market risk is of great practical significance. An Empirical Study of listed companies forecast financial crisis not only has high academic value, but also of enormous social value. Based on the model of the domestic financial crisis warning area classic literature review in summary and evaluation of existing research results, based on selection of the 60 companies listed on the financial crisis and the normal 60 financial companies as a sample, we used Logistic regression, Bayesian discrimination and BP Neural Network model to establish a relatively high prediction accuracy of forecasting model. This paper is divided into three main stages: the first layer, choose 10 indicators which can significantly distinct ST companies and non-ST companies by ANOVA from profitability, cash flow and solvency, asset liability management capabilities and ability to grow a total of 22 top-five financial targets. In the second phase of research, use 40 ST companies and 40 non-ST companies at the same period as analyze samples to establish Logistic regression model, Bayesian discrimination model and BP Neural Network model. In the third stage, based on the above three models which have been established, 20 ST companies and 20 non-ST companies in the same period were used as forecast sample to test, the results showed: Logistic regression's forecast accuracy, the Bayesian discrimination's prediction accuracy and BP Neural Network model's prediction all was 95%. It can be concluded that these three models have a high level of accuracy. The company's managers can choose a suitable model for specific financial crisis forecast combined with other non-quantitative factors to analyze the causes of the financial crisis so that the deteriorating financial situation can be avoided.

Key Words: Financial Crisis; Logistic Regression; Bayesian Discrimination; BP Neural Network

附表索引

表 3.1	样本公司	25
表 3.2	初始财务指标	27
表 3.3	方差分析表	28
表 3.4	最终财务变量表	29
表 4.1	起始模型变量表 (Variables in the Equation)	31
表 4.2	相关系数统计量表 (Model Summary)	31
表 4.3	Hosmer - Lemeshow 检验表	31
表 4.4	最终观测变量分类表 (Classification Table)	31
表 4.5	最终模型统计量 (Variables in the Equation)	32
表 4.6	检验判定结果表	32
表 4.7	单变量方差分析结果 (Tests of Equality of Group Means)	33
表 4.8	特征值表 (Eigenvalues)	33
表 4.9	卡方检验表 (Wilks' Lambda)	33
表 4.10	先验概率表	34
表 4.11	判别函数系数表	34
表 4.12	检验判定结果表	35
表 4.13	回判和交互验证表(Classification Results).....	35
表 4.14	神经网络模型预测及检验判定结果表	37

湖南大学

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：刘菊红

日期：2006年 11 月 24 日

学位论文授权使用授权书

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。本人授权湖南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。

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：刘菊红

日期：2006年 11 月 24 日

导师签名：张立军

日期：2006年 11 月 24 日

第1章 绪论

1.1 选题背景及意义

财务危机（Financial Crisis）又称为财务困境（Financial Distress），是指企业丧失支付能力、无力支付到期债务或费用、以及出现资不抵债的经济现象，包括营运失败、商业失败、技术性无力偿债、无力偿债、资不抵债、正式破产等。财务危机预警是以企业会计信息及其他相关资料为基础，通过各种方法，分析企业财务指标的变化，发现并将企业可能面临的经营风险及时报告给经营者和其他利益相关人，分析导致风险的可能性因素，以促使经营者早做准备或采取对策，使企业走出破产危机的一种财务活动。

1.1.1 选题背景

随着资本市场的蓬勃发展，资本市场已成为企业募集资金的重要场所，投资者也可以通过资本市场运作获取较高的回报，所以一个企业财务状况的好坏往往是企业管理当局、投资者和债权人关注的焦点。但市场竞争非常残酷，企业发展也可能会陷入财务危机之中，而财务危机的发生并非突然，它是一个逐步、渐进的过程，因此财务危机不但具有先兆，并且是可以预测的。正确地预测企业财务危机，对保护投资者和债权人的利益，对经营者防范财务危机，对政府部门监管上市公司质量和证券市场风险，都具有十分重要的现实意义。

自1990年上海证券交易所成立以来，中国证券市场规模迅速扩大，目前沪深两市A股上市公司的数量已有1000多家，成为国民经济的重要组成部分。上市公司作为证券市场的基石，其优良的经营业绩是证券市场保持长久活力的坚实基础。尤其是随着中国加入WTO，中国上市公司所面临的经营风险、财务风险日益增大，在这种激烈的竞争环境下，各利益相关方对上市公司的经营管理状况提出了更高的要求，对财务危机也有了更清醒的认识。上市公司股票交易的特别处理制度（Special Treatment，简称ST）为沪深两市的上市公司敲响了警钟。企业财务危机预警已成为企业经营管理的一个重要方面。一个营运良好、财务健康的公司不但可提高自身在市场上的信誉及扩展筹资渠道，也会使投资者信心倍增；相反，一个陷入财务危机或濒临破产的企业则缺乏吸引力，原有投资者也会面临巨大的信用风险。如果企业管理层能够及早地发现公司的财务危机信号，就能够在财务危机出现的萌芽阶段采取有效的措施来改善企业的经营管理，从而有效防范和化解财务危机。企业财务危机预警的实证研究不管是在宏观经济层面上，还是在企业微观经济领域中，都具有

重要的现实意义和应用价值，它是确保我国资本市场健康发展和公司财务状况良性循环的一个重要方面。它不仅有助于企业的正常发展，而且对金融秩序的稳定和社会的健康发展都有着不可低估的作用。

1.1.2 研究意义

财务危机预警研究的现实意义主要体现在以下几个方面：第一，有利于寻求科学的预警模型。财务危机预警最为重要的方面就是构建预警模型，而实证研究的主要目的就是为了寻求有效的预警模型。通过实证研究，就可以从不同角度和不同思路构建预警模型，并通过预测样本来检验模型的有效性。第二，有利于寻找影响公司财务状况的核心财务指标。财务预警的最终目的是为了警示风险和指导管理，单纯的预警模型只能警示风险，对指导管理却显得束手无策，而实证研究的发展，不仅仅停留在构建模型上，也包括各项预警因子的敏感性分析和核心财务指标的寻求。核心财务指标将为公司提供追踪指示器，从而能够为有效地防范和化解财务风险及时提供可靠的指导意见。第三，有助于建立可操作性的预警系统。目前我国资本市场尚不存在真正意义上的财务危机预警体系，现有的预警制度还只停留在业绩预警这一很小的范畴，并且绝大部分企业并非真正意义上的主动参与，而是被动应付检查。准确来讲，现有的预警制度只是在财务报告公布前对投资者发布的一种风险性提示，对公司战略、市场和管理并没有太大的指导意义。财务危机预警的实证研究，通过有效的预警模型的构建，结合企业的日常经营管理，可以帮助企业建立可操作性预警系统。第四，有利于市场经济主体降低营运风险，保障经济体制改革的进一步深化。使企业、银行和会计事务所等自主经营、自负盈亏和自担风险的市场主体能准确预测和防范其营运风险。第五，有利于促进我国资本市场规范和健康地发展。我国股市正处于弱式有效阶段，这就意味着投资者尚未充分利用有关的公开信息，难以看穿公司的会计选择和信息披露方式，市场价格并未充分反映公司价值。同时，我国个人投资者所占比例很高，其中高等学历的投资者却较少，可见大部分的投资人缺乏应有的专业基础知识，没能力进行自发的信息分析。因此，较为准确的预警模型可以充当财务信息汇总、解析者的角色。尤其是中国正处于迅速成长过程的社会主义市场经济阶段，更加迫切地需要完善经济预测方法，建立经济预警系统。

1.2 文献综述

1.2.1 国外研究现状

在进行财务危机预测时首先需要解决的是其概念的界定问题。从经济学的角度出发，企业陷入财务危机是一个逐步的连续发展过程，从财务正常渐渐发展到财务危机不存在一个明确的分界点，将企业分为陷入财务危机和没有陷入财务危机两类，因此国内外专家学者对财务危机有多种不同的定义方法，对财务危机也有不同的判

断标准。

在 Beaver (1966)^[1]的研究中,他把财务危机定义为破产、拖欠优先股股息、银行透支和债券不能偿付。Deakin (1972)^[2]认为财务危机包括已经破产、无力偿债或为债权人利益而已经清算的公司。Carmichael (1972)^[3]认为财务危机是企业履行业务受阻,具体表现为流动性不足、权益不足、资金不足和债务拖欠。George Foster (1986)^[4]在他的《Financial Statement Analysis》中指出:所谓财务危机,就是指公司出现了严重的资产折现问题,而且这种问题的解决必须要依赖于公司的经营方式或存在形式的转变。Morris (1997)^[5]列出了严重程度依次递减的 12 条企业陷入财务危机的标志:(1) 债权人申请破产清算,企业自愿申请破产清算,或者被指定接收者完全接收;(2) 公司股票在交易所被停止交易;(3) 被会计师出具对持续经营的保留意见;(4) 与债权人发生债务重组;(5) 债权人寻求资产保全;(6) 违反债券契约,公司债券评级或信用评级下降,或发生对针对公司财产或董事的诉讼;(7) 公司进行重组;(8) 重新指定董事,或者公司聘请公司诊断师对企业进行诊断;(9) 被接管(但不是所有被接管都预示企业陷入财务危机);(10) 公司关闭或出售其部分产业;(11) 减少或未能分配股利,或者报告损失;(12) 报告比市场预期或可接受水平低的利润,或者公司股票的相对市场价格出现下降。Ross (1999)^[6]则认为应从以下四个方面定义财务危机:(1) 企业失败,即企业清算后仍不能支付债权人的债务;(2) 法定破产,即企业和债权人向法院申请破产;(3) 技术破产,即企业无法按期履行债务合同还本付息;(4) 会计破产,即企业账面净资产出现负数,资不抵债。美国教授查尔斯·吉布森(Charles H. Gibson)^[7]在经过长期的实践考察与分析之后,将财务危机总结为以下五种表现:(1) 企业被迫清算,他认为清算是企业在解散或者依法破产过程中,为了终结企业现存的各种法律关系,而由专门的工作机构对企业的资产、债权、债务关系进行全面清查、作价及处理的一项财务工作。如果企业不是因为企业的法定营业期届满而开展这项工作,企业清算则属被迫进行。因此,企业被迫清算既是企业财务危机的直接表现,也是财务危机无法扭转的结局;(2) 企业对短期债权人被迫实行延期付款。毫无疑问,延期付款破坏了企业与短期债权人的事先约定,降低了企业的商业信誉,从而给企业价值带来负面影响。这是与企业价值最大化的财务管理目标相悖的,是财务危机的表现;(3) 企业延期偿还债券利息,企业债券是反映债权债务关系的有价证券,当发行企业不能按期履行支付利息的法定责任时,这种有价证券就会贬值,负债企业价值将会明显下降,从而形成财务危机;(4) 企业延期偿还债券本金,当企业延期偿还债券本金成为社会公众所瞩目的现实时,发行企业的资本实力和支付保障就成为虚构成分。于是,该债券的市场价值与发行企业的价值则同时下降,形成财务危机现象;(5) 企业无力支付优先股股利,当企业无力支付应当定期支付的优先股股利时,企业价值将会受到市场投资者的重新确认,使企业价值贬值等等。

财务危机预测在西方又普遍被称为破产预测，西方的研究人员从 20 世纪 30 年代开始研究这一问题，取得了相对比较成熟的研究成果。

1.2.1.1 判别分析法 (Discriminant Analysis, DA)

(1) 单变量判别分析法 (Univariate Discriminant Approach, UDA)

最早的财务危机预测研究是 Fitzpatrick (1932)^[8]开展单变量破产预测研究。他以 19 家企业作为样本，通过比较财务危机企业与财务正常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，然后根据该指标对样本进行排序，最后根据最佳判定点对财务危机企业和财务正常企业进行分类，将样本分为破产组和非破产组。研究发现，判别能力最高的是净利润/股东权益和股东权益/负债。但由于当时缺乏先进的统计和计算工具，因此主要的研究方法是对失败企业和正常企业的一系列财务比率进行经验分析和比较。这种状况一直延续到 20 世纪 60 年代初期，之后财务风险判别研究才真正进入系统化阶段。Beaver (1966)^[1]也对 79 个失败企业和相同数量的、同等资产规模的财务正常企业进行比较研究后提出了单变量判定模型。他分别考察了 30 个财务比率指标在企业陷入财务危机前 1~5 年的预测能力，发现营运资金流/总负债在破产前一年的预测准确率可以达到 90%，而净利润/总资产的判别精度也达到了 88%，总负债/总资产、流动资产/总资产、流动比率等财务指标也具有较高的判别性。而且他还发现：越临近破产日，误判的概率就越低。

(2) 多变量判别分析法 (Multivariate Discriminant Approach, MDA)

美国财务专家 Altman (1968)^[9]首先使用了多元线性判别模型研究公司的破产问题。他根据行业和资产规模，为 33 家破产公司选择了 33 家非破产配对公司，对其 5 年的财务数据进行研究，根据误判率最小的原则，从 22 个财务指标中确定了资产营运资本率、资产留存收益率、资产报酬率、债务权益市价率和总资产周转率这 5 个变量作为判别变量，产生了一个总的判别企业财务状况恶化程度的概率值即 Z 值。其多元线性判定模型为：

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5$$

其中， X_1 = 营运资本/总资产； X_2 = 留存收益/总资产； X_3 = 息税前收益/总资产； X_4 = 权益市值/账面总负债； X_5 = 销售收入/总资产 = 资产周转率。

Altman^[9]还提出了判断企业破产的临界值是 $Z=2.675$ ，并指出如果企业的 Z 值低于 1.81 时，企业有较大的破产风险；但当 $1.81 < Z < 2.675$ 时，企业的财务状况极不稳定；即称之为“灰色地带”；当 $Z > 2.675$ 时，表明企业财务状况良好，破产的可能性极小。此模型在企业破产前一年成功地判别出 33 家破产企业中的 31 家，具有较高的回判精度，而对于由 25 家破产企业和 52 家非破产企业，总体预测精度高达 95%。后来 Narayanan (1977)^[10]，Collins (1980)^[11]，Platt^[12] (1991) 也采用同样

的方法进行了研究。

由于 Z 分数模型在建立时并没有充分考虑到现金流量、企业变动等方面的情况,因而具有一定的局限性。为此,有学者拟对 Z 分数模型加以改造,引入现金流量变量,并建立了 F 分数模型。

$$F = -0.1774 + 1.1091X_1 + 0.1074X_2 + 1.9271X_3 + 0.0302X_4 + 0.4961X_5$$

其中, X_1 = 营运资本/总资产; X_2 = 留存收益/期末总资产; X_3 = (税前纯收益+折旧)/平均总负债; X_4 = 权益市值/总负债; X_5 = (税后纯收益+利息+折旧)/平均总资产。

F 分数模型与 Z 分数模型最大的区别在于 X_3 和 X_5 不同,在 F 分数模型中, X_3 是一个现金流量变量,它是衡量企业所产生的全部现金流量可用于偿还企业债务能力的重要指标,一般来讲,企业提取的折旧费用也是企业创造的现金流入,必要时可将这部分资金用来偿还债务。 X_5 则测定的是企业总资产在创造现金流量方面的能力。F 分数模型的临界值为 0.0274,即若 F 分数低于 0.0274,则可认为是即将破产企业,反之则认为该企业财务正常。

1.2.1.2 逻辑 (Logistic) 和概率比 (Probit) 回归分析

多元判别分析模型存在严格的假设条件:如多元变量多元正态分布、多元变量的等协方差以及多元指标变量的平均向量、协方差、先验概率及误差成本必须为已知。但实证发现大多数财务比率并不满足这一要求。且一旦出现虚拟变量,联合正态分布的假设就完全不成立,而且产生的 Z 值没有明确的含义。为克服这些局限性,自 20 世纪 70 年代末以来,财务危机研究人员引进了逻辑 (Logistic) 和概率比 (Probit) 回归方法。从而将问题简化为已知一个企业具有某些性质,计算它在一段时间里陷入财务危机的条件概率有多大。如果算出的概率大于设定的分割点,则判定该企业在这段时间内会陷入财务危机。

Martion (1977) ^[13] 使用 Logistic 回归模型进行预测,他从 1970~1977 年大约 5700 家美联储成员银行中界定出 58 家危机银行,从 25 个财务指标中选取总资产净利率等 8 个变量,用 Z 模型和 Logistic 回归模型比较研究后发现,Logistic 回归模型前一年的误判率为 11.41%,优于 Z 模型。Ohlson (1980) ^[14] 使用 Logistic 方法分析了选用的非配对样本在破产概率区间上的分布以及两类判别错误和分割点的关系,认为以前根据行业和资产规模来进行样本配对的选择方法过于武断,应将资产规模变量直接放入模型中。他选用 1970~1976 年间 105 家破产企业及 2058 家正常企业为研究对象,采取 9 个财务变量来估计模型,实证结果表明,其中 4 项财务资料对评估破产概率具有统计显著性,依次是规模 (总资产/GNP 物价指数后取对数);资本结构 (总负债/总资产);资产报酬率或来自经营的资金/总负债;短期流动性 (营运资金/总资产、流动负债/流动资产),判别正确率也高达 92% 以上。他构造了两个

虚拟变量 OPNEG 和 INTWO, 前者当企业总资产超过总负债时值为 1, 否则为 0; 后者当企业破产前两年的净利润是负时值为 1, 否则为 0。其研究表明, 这两个虚拟变量对模型的解释能力甚至不低于某些常用的财务比率。他指出采用破产之后获得的信息来预测破产会高估破产模型的预测能力。之后 Gentry, Newbold and Whitford (1985)^[15]; Casey and Bartczak (1985)^[16]; Zavgren (1985)^[17]也采用 Logistic 回归模型做了研究。

Ohlson (1980)^[14]针对上述同样的分析样本, 首次采用 Probit 方法进行财务危机预警研究, 他使用极大似然法, 通过使每个样本个体的破产与非破产的联合概率最大来构造模型, 并分析了样本企业在破产概率区间上的分布及两类错误和判定临界点之间的关系。1984 年 Zmijewski^[18]也使用 Probit 分析模型, 用逻辑比分析的方法对财务危机的预测进行了新的探索。他研究了两组间样本个体数量分配的问题, 认为一一配对会使样本中两类公司的比例严重偏离两类公司在实际总体中的比例, 从而高估模型的预测能力, 特别会高估对破产公司的预测能力。他的研究表明这种过度选样所带来的模型偏差的确存在, 但并未显著影响统计参数和模型的总体预测精度。

1.2.1.3 现代分析方法

随着近年来计算机技术和信息技术的发展, 西方研究人员还将人工神经网络、专家系统、遗传算法等技术引入对财务危机的预测研究。

(1) 人工神经网络分析方法 (ANN)

在 20 世纪 80 年代末期, 神经网络理论 (NN) 开始兴起, 其影响也涉及到财务危机预测研究领域。虽然神经网络判别模型可谓是研究方法上的重大创新, 但实际效果却很不稳定。例如, Coats 和 Fant (1991)^[19]对 47 家财务危机企业和 47 家正常企业运用神经网络模型进行判别时, 对财务危机公司的预测准确率达到了 91%, 明显高于多元判别法 72% 的准确率。然而, Back^[20]等人在 1994 年所做的一项研究却并不认为神经网络模型具有比多元判别分析 (MDA) 和 Logistic 分析明显更佳的预测效果。Altman, Marco and Varetto (1994)^[21]对意大利企业财务危机预测中应用了神经网络分析法。Coats and Fant (1993)^[22]、Trippi and Turban^[23] (1992) 采用了神经网络分析法分别对美国企业和银行财务危机进行了预测, 取得了一定的效果。Altman (1995)^[24]在对神经网络法和判别分析法的比较研究中得出结论: “神经网络分析方法在信用风险识别和预测中的应用, 并没有实质性的优于线性判别模型”。

(2) 期权定价理论

Charitou 和 Trigeorgis (2000)^[25]使用 B-S 期权定价模型中的相关变量构建了财务危机判别模型, 对 1983 年到 1994 年期间的 139 对美国企业进行了对比检验, 结果发现到期债务面值、企业资产的当期市价、企业价值变化的标准差等期权变量

在预测破产方面作用显著。不过,该研究的基础方法仍然建立于 Logistic 回归检验之上,仅仅在变量设计方面引入了期权因子,因此实际的理论贡献不大。

(3) 专家系统方法应用 (ES)

1988 年 Messier 和 Hansen^[26]将专家系统首次引入到财务危机预测领域,他们从知识获取角度探讨比较了专家系统 (Expert System, ES) 在信用分析领域的应用。在 71 家公司的相同数据条件下,将该方法与线性判别分析 (LDA)、群决策等方法加以比较,结果证明专家系统分类效果最好,ES 对检验样本的正确分类率为 87.5%,而 DA 为 57%,并且比群决策的正确率稳定。

1.2.2 国内研究现状

由于在实际的实证研究中,往往需要用客观的、可以观察到的标志来确定研究样本,因此研究人员将企业是否申请破产作为企业是否陷入财务危机的标志。但是破产是一个法律行为,除了受经济因素影响外,还受政治和其他非市场因素影响;另外陷入财务危机与企业是否破产并无确定的一一对应关系,在我国这种情况尤为突出。因此,无法明确有效地定义财务危机,而只能根据实证研究的具体内容确定。

在我国,暂时没有对财务危机进行深入研究及下一个准确的定义,只是在《中华人民共和国破产法(试行)》第一章第三条对破产提出了一种定义,即定义为企业因经营管理不善造成严重亏损,不能清偿到期债务。

由于国内财务危机预测的研究对象主要针对上市公司,故一般将财务危机界定为财务状况异常而被“特别处理”。1998 年深沪证券交易所正式启用了当上市公司出现“异常状况”时,对上市公司进行“特别处理”的条款。“异常状况”包括“财务状况异常”和“其他状况异常”,其中因“其他状况异常”而被特别处理具有很大的不确定性,难以从财务角度进行有效预测,而对“财务状况异常”情况的界定符合一般认为企业财务状况不健康的判断,所以国内研究人员一般将陷入财务危机的公司定义为因财务状况异常而被特别处理的公司。在陈静(1999)^[27]的研究中考虑到这个问题,但由于样本量的限制,在实际样本确定中未对被特别处理的原因加以区分。在陈晓和陈治鸿(2000)^[28]的同类研究中则界定了其研究对象是因财务状况异常而被特别处理的公司。

回顾有关文献,我国学者在这方面的研究主要有:

吴世农、黄世忠(1986)^[29]曾介绍企业的破产分析指标和预测模型。陈静^[27](1999)对 1998 年的 27 家 ST 公司和 27 家非 ST 公司,利用 1995~1997 年的财务报表数据进行了单变量分析和 Z 值模型分析,其财务危机前一年的误判率为 7.4%。但是由于文章用于检验模型判别正确率的样本就是用于估计模型参数的样本,所以上述的判别正确率有高估的倾向。而且,根据我国上市公司的年报披露制度,上市公司 $t-1$ 年度的财务报表的公开披露和上市公司在 t 年是否会被特别处理这两个信息几乎是

同时得到的,因此,使用 1997 年度报表数据来预测 1998 年上市公司是否会被 ST,就预测目的而言没有太多的实际意义。

王春峰、万海晖、张维等(1999)^[30]用神经网络法对商业银行财务风险进行了研究,发现神经网络方法具有很强的非线性映射能力,其学习经验的能力强。张玲(2000)^[31]以 120 家上市公司为对象,使用其中 60 家公司的财务数据估计二类线性判别模型,并使用另外 60 家公司进行模型检验,发现模型具有超前 4 年的预测结果。2000 年陈晓^[28]等将多元逻辑回归模型引入上市公司的财务危机预测。2001 年黄岩等^[32]则采用了费歇尔判别分析建立了我国工业类上市公司财务危机预测模型,并给出了所研究上市公司的 Z 值范围。2001 年吴世农等^[33]则以 140 家上市公司为样本比较了费歇尔判别、多元线性回归分析和多元逻辑回归分析的预测效果,发现多元逻辑回归模型的判定能力最好。杨保安(2001)^[34]、薛锋^[35](2002)探讨了基于 BP 算法和 LM 算法的神经网络在企业财务危机预测上的应用。郑茂(2003)^[36]分别使用线性概率模型和 Logistic 模型建立和估计了预警模型。刘旻和罗慧(2004)^[37]也通过数据挖掘方法对我国上市公司财务危机进行了预警分析。最近国内对企业财务预警的研究在方法上不断创新,高艳青、栾甫贵(2005)^[38]运用模糊数学中应用比较广泛的模糊综合评价方法进行了分析,试图用模糊层次分析法和多层次模糊综合评判法相结合来研究复杂的上市公司财务危机预警。另外,也有研究者在指标上做了创新,董雪雁、汤亚莉(2005)^[39]则引入了一种新的衡量企业创值能力的业绩评价指标——经济增加值(EVA),用以增强模型的判别能力。

1.2.3 研究方法及研究成果的评价

对企业财务危机预测问题的研究一般涉及这样几个基本问题:财务危机定义的界定、研究样本的设计、预测变量的选择、统计方法的运用、研究数据使用及预测精度判定标准的确定等等,下面就这几方面的问题对国内外在该领域的主要研究成果进行综述。

由于我国与国外发达国家处于不同的发展阶段,资本市场的成熟程度和特性存在很大差异,决定了在对企业财务危机预测实证研究上也存在着一定的差异。对于财务危机的界定国外研究虽有多种定义,但大多数都以企业破产作为进入财务危机的标志。而在国内的研究中,结合我国的具体国情,以企业因财务状况异常而被特别处理(ST)来界定财务危机。对财务危机界定的不同,决定了研究样本的不同。国外的研究样本为破产公司与非破产公司,而国内的研究样本为ST公司与非ST公司。至于选取配对样本所依据的标准一般包括会计年度行业和资产规模。Ohlson^[14]认为很难判断配比这一行为是否能提高预测模型的预测精度,也许配比指标本身所含信息量的缺失会使模型的适用度降低,国内外大多数研究采用资产规模标准,并且都采用一一配对抽样,即样本组和控制组包含相等的研究个体。对于预测变量的选择,

缺乏一个统一的经济理论的支持，主要是根据经验直觉及财务危机公司严重恶化的指标来确定实证研究的备选预测变量组，再通过大量的统计检验筛选，在模型中相对比较显著的变量来寻求判别率较高的判别模型。前人研究中所出现的备择预测变量包括常用财务比率、现金流量指标、构造的虚拟变量等。尽管财务指标广泛且有效地应用于财务危机预测模型，但如何选择财务指标及是否存在最佳的财务指标来预测财务危机发生的概率却一直存在分歧。

对于财务危机预警的统计方法，在国外主要有五种：单变量判别分析法、多变量判别分析法、Logistic回归、Probit回归和人工神经网络分析方法等。在国内除以上方法外，还有线性概率模型、主成份分析等。采用何种统计方法，要视研究样本的数据特征而定，目前还难以断言哪一种是最恰当有效的研究方法。

由于研究需要准确而恰当的数据支持，因此在财务危机预测研究中，有相当部分的文献考察了研究中使用数据的问题，考察的重点集中在数据来源的可靠性、研究选用数据的恰当性和及时性问题上。Ohlson (1980)^[4]认为：机械使用数据库中提供的数据库而不仔细考察数据公布的时点，可能会导致采用企业已申请破产或会计师的审计报告已揭示破产倾向以后获得的数据来预测破产，这就高估了模型的预测能力，但在国内外的研究中对该问题未给予足够的重视。

对于预测精度判定标准的确定问题，关键在于分割点的确定。这主要取决于两个方面：对预测先验概率和预测误差成本的估计。大多数研究都假定先验概率为50%，预测结果的两类误差所带来的成本相同。但有学者指出先验概率与误差成本要视具体情况而定，如果不符实际情况会降低模型的预测能力和其外部有效性。

由于财务预警方法应用了统计和数学的相关知识，因而具有一定的科学性和严谨性，但是，它本身也存在着一定的局限：其一，这些模型缺乏理论上的依据，因为迄今为止，尚无一个重要的理论能够说明财务比率在破产前的预测能力，通过实证研究得到的模型由于缺乏理论的指导，将会受到研究人员自身价值判断的影响，使得关于财务危机预警问题的各种研究没有一个统一的被广泛接受的理论依据。而且，从目前选取的预测变量仅仅是企业陷入财务危机的征兆，而并非陷入财务危机的根本原因，从这个角度来看，大多数财务危机预警模型并不能给财务分析人员提供有效的解决办法。其二，财务预警模型会受到样本选取范围和样本时间区间的限制。即使对于同一个研究样本，采用不同的财务预警方法，将会得到不同的预警模型，而且模型之间也会存在很大的差异。另外，依据不同指标选取理论，利用不同方法自然得到不同的模型。但对这些模型效果却没有一个统一的结论，没有一个被广泛接受的预测模型。其三，这些模型的变量只涉及到财务比率和会计数据，没有考虑到非量化因素。其四，由于不同的模型都需要不同的前提条件，而事实上现实的数据并不能完全满足，故很多研究都是直接假定样本和自变量满足条件，或者做近似处理，从而影响其精确性。其五，方法上缺乏创新；所有研究仍然停留在使用

传统统计方法的阶段，而没有在新的方法上做出尝试。所以国内的研究基本上是属于验证已有方法在我国的适用性阶段。

综上所述，通过对财务预警模型和财务预警方法的回顾与评述，我们对财务预警实证研究有了充分的准备，便于我们在借鉴前人思路、方法的基础上进行更为深入的研究，同时也便于我们选用恰当的财务预警模型来研究我国的财务危机预警问题。

1.3 本文的研究内容、方法和体系结构

企业财务危机预警实证研究，在我国才刚刚起步。从研究方法和研究角度看，都与国外的相关研究存在着一定的差异，主要表现在资本市场的成熟程度和特性的区别，以及研究方法的不完善。本文首先通过对国内外该研究领域经典文献的回顾，紧扣焦点问题对已有研究成果进行总结和理论评价，并对我国开展该项研究的方向和趋势提出建设性的思路，以此为指导，本文以我国上市公司为研究对象，选取了40家财务危机公司和40家财务正常公司为分析样本，首先运用方差分析，研究财务失败出现前2年内这两类公司22个财务指标的差异，通过各种检验，最终从中选定10个预测指标，然后分别应用 Logistic 回归分析方法、贝叶斯判别方法和 BP 神经网络模型三种方法，建立了三种预测上市公司财务危机的模型。最后，结合我国企业财务管理信息化发展的现状，对财务危机预警模型在企业中的应用基础、方法和应注意的问题进行了论述。一定的分析主体要求采取一定的分析方法，以财务危机为背景的财务危机预警研究主要是一种实证研究。本文的研究目的在于建立具有普遍指导意义的财务危机预警模型，因而分析过程中采用了大量的统计资料，力图用数据来说明问题，而不是简单地对个别企业进行分析。当然，由于我国证券市场还比较年轻，关于企业的财务状况的统计资料有限，特别是新会计制度和会计准则的不断颁布和实施，使得以前会计年度的财务资料的可获取性和可比性大打折扣。所以，在分析过程中，笔者尽量选择较易获得且可比性强的统计资料。必须承认，实证分析也有其自身的局限性。这除了因为统计资料本身的可靠性和可比性之外，还在于作者选择使用统计资料的主观性和实证结果的主观判断。正因如此，本文尽可能在实证分析的过程中采用规范分析的方法，将两种基本的经济分析方法有机地结合运用，使其相互弥补。应该说，本文采用的是实证分析为主，规范分析为辅的分析方法。

本文由以下四个部分组成：

第一部分（第1章），是绪论部分，主要介绍了本文的选题背景及研究意义、国内外文献综述以及本文的研究思路和体系结构。

第二部分（第2章），主要在对财务危机预警研究方法进行比较的基础上，确定

了本文要进行实证分析的三种方法，并详细介绍了 Logistic 回归模型、贝叶斯判别分析模型和 BP 神经网络模型。

第三部分（第 3 章），从财务失败预警的理论基础、研究对象的界定、研究样本的设计、预测变量的选择等方面，系统地回顾和总结该领域中的主要成果和存在的问题，并在加以评述的同时，进行本文实证研究的样本设计及变量选择。

第四部分（第 4 章），在第二、三部分所论述的研究方法和思路的指引下，以我国所发生的财务危机企业和与之对应的非财务危机企业为研究样本，利用数理统计方法进行实证研究，并对其预测效果进行了检验及比较分析。

第五部分（结论），着重总结了本文的主要研究成果，指出本研究内容的创造性成果，以及对其应用前景的预测和评价，并指出今后进一步在本研究方向进行研究工作的展望与设想。

第2章 财务危机预警方法及比较

2.1 Logistic 回归方法

Logistic 模型是一种非线性回归模型,其曲线为 S 或倒 S 型,是对二分类因变量进行回归分析时最常使用的多元统计方法。这种方法的优点是不用假设变量必须符合正态分布,协方差也不要求必须相等,而且变量选取方法与多元线性判别法相同。它根据样本数据使用最大似然估计法来估计模型参数,经过一定的数学推导运算,得到响应变量取某个值的概率 P 值,就可以根据 P 值进行判断该样本所属的类别。假设企业破产的概率为 P (破产取 1,非破产取 0),并假定 $\ln[P/(1-P)]$ 可以用财务比率线性解释,则可得到 Logistic 回归模型的一般形式:

$$Z_i = \ln[P_i/(1-P_i)] = \alpha + \sum_{j=1}^n \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i \quad (2.1)$$

然后推导后可得出 Logistic 概率函数的形式:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-\left(\alpha + \sum_{j=1}^n \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i\right)}} \quad (2.2)$$

P_i 是指在条件 $X_{ij} = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})$ 下事件发生的概率,则 $(1-P_i)$ 就表示该事件不发生的概率, α 是截距, β_j 是待估的参数。通过设定临界值作为事件发生与否的标准,如果事件发生的概率大于临界值,则判定事件发生,反之,判定事件不发生。一般的判定规则是:如果 P_i 值大于 0.5,则表示该企业破产的概率较大,那么判定该企业为即将破产型,如果 P_i 值低于 0.5,则表明该企业财务正常的概率比较大,判定该企业财务正常。

2.2 贝叶斯判别方法

(1) 贝叶斯准则

设有定义明确的 g 个类 G_1, G_2, \dots, G_g , 分别为 x_1, x_2, \dots, x_g 的多元正态分布,对任何一个个体,若已知 P 个变量的观察值,要求判断该个体最可能属于哪一个类。如果我们制订了一个判别规则,难免会发生错分现象,若把实属于第 i 类的个体错分到第 j 类的概率记为 $P(j/i)$, 这种错分造成的损失记为 $C(j/i)$, 那么在这个判别分类规则下实属第 i 类的个体错分到其他类别的损失为:

$$\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^g C(j/i)P(j/i) \quad (2.3)$$

记第 i 类个体出现的概率为 $P(G_i)$ ，从而这个判别分类规则错分的平均损失为：

$$L = \sum_{i=1}^g P(G_i) \left[\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^g C(j/i)P(j/i) \right] \quad (2.4)$$

贝叶斯判别准则就是根据平均损失最小原则来寻找一个判别规则来进行判别。但在实际问题中，要精确地给出 $C(j/i)$ 的值，使之真正反映客观需要是比较困难的，因为不论何种错分都同样不受欢迎，故可把它们看作完全相等，则令 $C(j/i)=1, (j \neq i)$ 。这时 (2.4) 式变为：

$$L = \sum_{i=1}^g \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^g P(j/i)P(G_i) \quad (2.5)$$

就相当于错分概率，平均损失最小就相当于错分类的概率最小。

(2) 分类函数

假定 g 个类均为内部变异相同的多元正态分布，则 i 总体的概率密度函数可近似地表示为：

$$f(x_1, x_2, \dots, x_p / G_i) = (2\pi)^{-\frac{p}{2}} |V|^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(X - \bar{X}_i)'V^{-1}(X - \bar{X}_i)\right] \quad (2.6)$$

其中， V 为样本的组内协方差矩阵， \bar{X}_i 为第 i 类的样本均数向量， X 为个体的观察值向量。

$$(X - \bar{X}_i)' = (x_1 - \bar{x}_{i1}, x_2 - \bar{x}_{i2}, \dots, x_p - \bar{x}_{ip}) \quad (2.7)$$

由于贝叶斯准则要求 (2.5) 式概率最小，为了判断个体最可能属于哪个类，就必须比较 g 个概率。

$$P(G_1)f(x_1, x_2, \dots, x_p / G_1) \quad (2.8.1)$$

$$P(G_2)f(x_1, x_2, \dots, x_p / G_2) \quad (2.8.2)$$

.....

$$P(G_g)f(x_1, x_2, \dots, x_p / G_g) \quad (2.8.3)$$

看哪个最大，这个个体就属哪个类。由于

$$\begin{aligned}
 & \ln [P(G_i)f(x_1, x_2, \dots, x_p/G_i)] \\
 &= \ln P(G_i) - \frac{p}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |V| + [-\frac{1}{2}(X - \bar{X}_i)'V^{-1}(X - \bar{X}_i)] \\
 &= \ln P(G_i) - \frac{p}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |V| - \frac{1}{2} X'V^{-1}X + X'V^{-1}\bar{X}_i - \frac{1}{2} \bar{X}_i'V^{-1}\bar{X}_i \\
 & \quad i=1, 2, \dots, g
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

其中, 第二、三、四项均不影响 $P(G_i)f(x_1, x_2, \dots, x_p/G_i)$ 的相对比较, 实际上只需比较 g 个 $S_i = \ln P(G_i) + X'V^{-1}\bar{X}_i - \frac{1}{2} \bar{X}_i'V^{-1}\bar{X}_i$, 看哪一个最大, 如果最大者是 S_{i_0} , 就把这个个体判断为第 i_0 类。记

$$C_i = V^{-1}\bar{X}_i = (C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{ip})' \tag{2.10}$$

其中: $C_{ik} = \sum_{j=1}^p S_{ij}\bar{x}_{j\#}$, $k=1, 2, \dots, p$, $i=1, 2, \dots, g$

$$C_{\alpha} = -\frac{1}{2} \bar{X}_i'V^{-1}\bar{X}_i = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^p S_{ij}\bar{X}_{i\#}\bar{X}_{i\#} = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^p C_{ik}\bar{X}_{ik} \tag{2.11}$$

最后得判别函数:

$$S_i = \ln P(G_i) + X'C_i + C_{\alpha} = \ln P(G_i) + C_{\alpha} + C_{i1}x_1 + C_{i2}x_2 + \dots + C_{ip}x_p \tag{2.12}$$

可见 S_i 是 x_1, x_2, \dots, x_p 的线性函数。

将协方差阵 V 的逆矩阵 V^{-1} 的相应元素记为

$$V^{-1} = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \dots & S_{1p} \\ S_{21} & S_{22} & \dots & S_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ S_{p1} & S_{p2} & \dots & S_{pp} \end{bmatrix}$$

即有

$$V^{-1}\bar{x}_i = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \dots & S_{1p} \\ S_{21} & S_{22} & \dots & S_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ S_{p1} & S_{p2} & \dots & S_{pp} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \bar{x}_{i1} \\ \bar{x}_{i2} \\ \dots \\ \bar{x}_{ip} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{i1} \\ C_{i2} \\ \dots \\ C_{ip} \end{bmatrix} \tag{2.13}$$

可见, 确定分类函数主要在于计算协方差矩阵 V 的逆阵。

贝叶斯分类函数为：

$$S_i = \ln P(G_i) + C_{0i} + C_{1i}x_1 + C_{2i}x_2 + \cdots + C_{pi}x_p \quad (2.14)$$

分为 g 类就有 g 个函数，因此取样要取 g 组。如果只分为两类，只需取两个样本，得出两个判别函数。例如给定一个样品 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ ，要判定它来自中哪个类，只要将各个分量代入 (2.14) 式中看哪个 S_i 值最大，就属于哪个类 G_i 。上述贝叶斯分类函数计算过程都可借助于统计软件 SPSS 完成。

(3) 后验概率

单凭分类函数值的大小做出决策有时易出偏差。这时，分别估计该个体属于各个类的概率却能客观的反映各种可能归属而避免武断，下面分别计算下该个体属于各个类的概率。给定个体关于 x_1, x_2, \dots, x_p 的观察值，得到的分类函数值后，可进一步计算该个体属于各个类的后验概率：

$$P(G_i/x_1, x_2, \dots, x_p) = \frac{e^{S_i}}{e^{S_1} + e^{S_2} + \cdots + e^{S_p}} = \frac{1}{1 + e^{S_1 - S_i} + e^{S_2 - S_i} + \cdots + e^{S_p - S_i}} \quad (2.15)$$

比较 g 个值 $P(G_i/x_1, x_2, \dots, x_p)$ ，哪个最大， (x_1, x_2, \dots, x_p) 就属于那个类 G_i 。如果 (2.15) 与 (2.14) 计算结果一致时，说明可信；如果两者不一致，则需要做出进一步的分析。

(4) 交互验证法

交互验证法是一种分析误判率常用的方法，主要是用来分析样本资料非正态分布所可能带来的判别偏差。其研究思路是：由于本文样本只有两类，所以这里只讨论只有两个样本组的情况。若 G_1, G_2, \dots, G_g 不能假定为正态组，设 $X_1^{(1)}, \dots, X_{n_1}^{(1)}$ 是来自组 G_1 的样本， $X_1^{(2)}, \dots, X_{n_2}^{(2)}$ 是来自组 G_2 的样本， u_1 和 u_2 的一个无偏估计为

$$\bar{X}^{(1)} = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} X_i^{(1)}, \quad \bar{X}^{(2)} = \frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} X_i^{(2)}, \quad \Sigma \text{ 的一个联合无偏估计为：}$$

$$S_p = \frac{1}{n_1 + n_2 - 2} (A_1 + A_2), \quad A_j = \sum_{i=1}^{n_j} (X_i^{(j)} - \bar{X}^{(j)})(X_i^{(j)} - \bar{X}^{(j)})', \quad j=1, 2. \text{ 令}$$

$$T_i^{(1)} = (X_i^{(1)} - \bar{X}_i^{(1)})' S_p^{-1} (X_i^{(1)} - \bar{X}_i^{(1)})$$

$$Q_i^{(1)} = (X_i^{(1)} - \bar{X}_i^{(2)})' S_p^{-1} (X_i^{(1)} - \bar{X}_i^{(2)})$$

这里 $\bar{X}_i^{(1)}$ 是 $X_1^{(1)}, \dots, X_{n_1}^{(1)}$ 中除去 $X_i^{(1)}$ 之后 $n_1 - 1$ 个观测向量的平均值，

$i=1, 2, \dots, n$ 。设 m_i 是使 $T_i^{(1)} > Q_i^{(1)}$ 成立的个数，则样本组 G_1 的误判率的估计值 e_1 估计为 m_1/n_1 。类似的，样本组 G_2 的误判率的估计值 e_2 估计为 m_2/n_2 。

具体来说就是在建立判别函数时依次去掉一例，然后用建立起来的判别函数对该例进行判别，用这种方法可以非常有效地避免强影响点的干扰，在 SPSS 软件中已经提供了交互验证功能，可直接使用对话框操作。

2.3 BP神经网络方法

人工神经网络 (Artificial Neural Network, 简称 ANN) 是对生理上真实的人脑神经网络的结构和功能及基本特征进行理论抽象、简化和模拟而构成的一种信息系统，它作为一种并行分散处理模式，具有非线性映射、自适应学习和强容错性的特点，可以对应多变的企业运作环境。前馈神经网络是神经网络中的一种典型分层结构，根据神经元转移函数、隐层数以及权值调整规则不同，可以形成具有各种功能特点的神经网络。其中采用误差反向传播算法 (Error Back propagation) 的 BP 神经网络是至今为止应用最广泛的神经网络。

(1) 基于 BP 算法的三层前馈网络模型

在多层前馈网络中又以图所示的单隐层网络的应用最为普遍。一般称为三层前馈网，包括了输入层、隐层和输出层 (见图 2.1)。

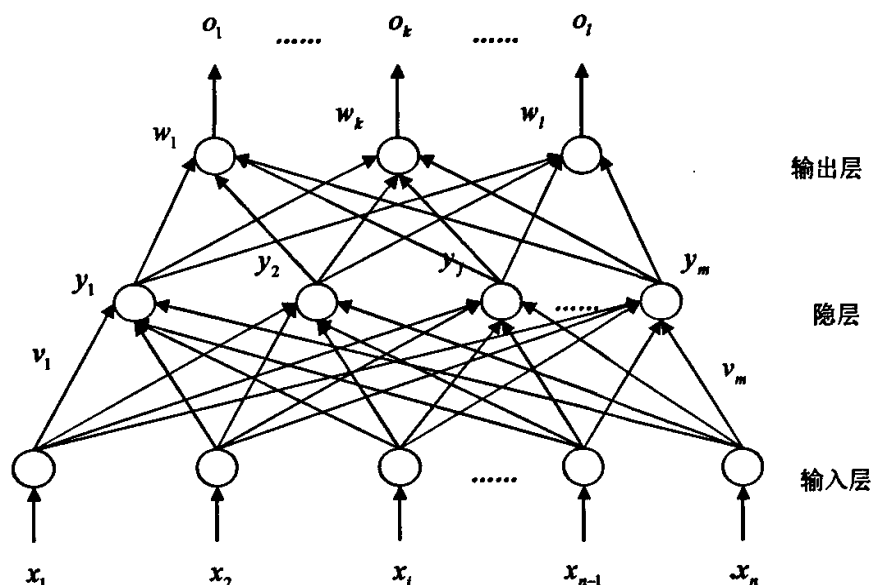


图 2.1 BP 神经网络模型结构图

为了后面说明方便，这里设置各使用向量及参数名。

输入向量为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)'$

隐层输出向量为 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)'$

输出层输出向量为 $O = (o_1, o_2, \dots, o_l)'$

期望输出向量为 $D = (d_1, d_2, \dots, d_l)'$

输入层到隐层的权值矩阵用 V 表示， $V = (v_{ij})_{n \times m}$

隐层到输出层之间的权值矩阵用 W 表示， $W = (w_{ij})_{m \times l}$

对于输出层，有 $o_k = f(net_k)$ ， $k = 1, 2, \dots, l$

$$net_k = \sum_{j=1}^m w_{jk} y_j \quad (2.16)$$

对于隐层，有 $y_j = f(net_j)$ ， $j = 1, 2, \dots, m$

$$net_j = \sum_{i=1}^n v_{ij} x_i \quad (2.17)$$

以上两式中，转移函数 $f(x)$ 均为单极性 Sigmoid 函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.18)$$

$f(x)$ 具有连续可导的特点，且有

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (2.19)$$

上式共同构成三层前馈网的数学模型。

(2) BP 神经网络采用的算法

BP 神经网络是采用误差反向传播算法进行学习的，其基本思想是：学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时，输入样本从输入层传入，经各隐层逐层处理后，传向输出层。若输出层的实际输出与期望输出不符，则转入误差的反向传播阶段。误差反传是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传，并将误差分摊给各层的所有单元。从而获得各层单元的误差信号，此误差信号即作为修正各单元权值的依据。这种过程周而复始的进行，一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度。

下面对三层 BP 网络具体的学习过程进行论述。这里隐含层和输出层采用的激励函数均采用 Sigmoid 型函数。

向前传播阶段中， $net_j = x_1 w_{1j} + x_2 w_{2j} + \dots + x_n w_{nj} = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij}$ ，我们从样本集中

取一个样本 (X_p, D_p) ,将 X_p 输入网络,计算相应的实际输出 O_p 。首先计算隐含层的输入 NETH:

$$neth_j = x_1 w_{1j} + x_2 w_{2j} + \cdots + x_n w_{nj} = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} \quad j=1, 2, \dots, m \quad (2.20)$$

然后计算隐层输出 Y :

$$y_i = f(neth_i) = \frac{1}{1 + e^{-neth_i}} \quad j=1, 2, \dots, l \quad (2.21)$$

接着由 Y 得到输出层输入 NETO:

$$neto_j = y_1 w_{1j} + y_2 w_{2j} + \cdots + y_m w_{mj} = \sum_{i=1}^m y_i w_{ij} \quad j=1, 2, \dots, l \quad (2.22)$$

再由计算出最终的网络实际输出 O :

$$o_i = f(neto_i) = \frac{1}{1 + e^{-neto_i}} \quad j=1, 2, \dots, l \quad (2.23)$$

到此网络的向前传播阶段便完成了。

接着便进入向后传播阶段,在这一阶段,要进行的工作是计算实际输出 O 与相应的理想输出 D 的差,然后按极小化误差的方式调整权矩阵,这个过程一般应受到精度要求的控制,因此可设置一个精度要求 ε 。

第一步求的是网络误差,一般网络关于第 p 个样本的误差函数为:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (d_{pi} - o_{pi})^2 \quad (2.24)$$

网络关于整个样本集的误差函数定义为:

$$E = \sum E_p \quad (2.25)$$

为了消除样本顺序带来的网络训练的偏差,因此一般都是根据网络关于整个样本集的总误差 E 来进行权值调整。因此网络的误差 E 为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{i=1}^l (d_{pi} - o_{pi})^2 \quad (2.26)$$

其中 N 为样本集的记录数。

误差求出后要根据它对网络中的权系数进行调整, 首先对输出层的权矩阵 W 进行调整, 公式如下:

$$\begin{aligned}\Delta w_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta \times \delta_j \times y_i \\ \delta_j &= f'(net_{oj})[d_j - o_j] = o_j \times (1 - o_j)(d_j - o_j) \\ w_{ij} &= w_{ij} + \Delta w_{ij}\end{aligned}\quad (2.27)$$

其中的 δ_j 可以看作是输出层节点所表现出来的误差, η 为步幅或学习速率。经过 (2.27) 式后 w_{ij} 的调整完成了。下一步进入隐含层权系数 v_{ij} 的调整阶段。由于隐含层的理想输出是未知的, 所以必须给隐含层的 δ 系数一个合适的估计, 考虑到输出层的 δ 系数和隐含层的输出有关, 因此很自然地想到用输出层的 δ 系数来估计隐含层的 δ 系数, 下面的公式中为对这两个系数加以区分, 输出层的 δ 系数将表示为 δ^o 。隐含层的权值调整公式如下 (因为是三层网络, 隐含层前一层即为输入层):

$$\begin{aligned}\Delta v_{ij} &= \eta \times \delta_j^o \times x_i \\ \delta_j^i &= y_j \times (1 - y_j) \times \sum_{i=1}^I (w_{ji} \times \delta_i^o) \\ v_{ij} &= v_{ij} + \Delta v_{ij}\end{aligned}\quad (2.28)$$

此时输入层至隐含层、隐含层至输出层的权值都调整完毕了, 然后根据新的权值矩阵进行网络的第二次向前传播阶段, 如此反复迭代训练。

2.4 统计方法比较

单变量判别分析法方法简单, 只对单个财务比率进行分析考察, 观察企业发展变化趋势, 据此来判断企业财务状况, 不需要进行复杂的计算, 而多变量判别分析法较为复杂, 需要同时选取多个财务指标或现金流量指标, 再通过一定的方法进行综合分析, 模型的构建涉及多种方法和理论, 操作比较复杂。和多变量判别分析法相比, 单变量判别分析法存在较多的局限性: 第一, 不同的财务比率的预测目标和能力经常有较大的差距, 容易产生对于同一公司因使用不同比率预测出现不同结果的现象。第二, 单个指标分析得出的结论可能会受到一些客观因素的影响, 如通货膨胀等因素的影响。第三, 它只重视对个别指标影响力的分析, 容易受管理人员粉饰会计报表、修饰财务指标、掩盖财务危机等主观行为的影响, 以至模型判断失效。而多变量判别分析法由于综合考虑了反映公司财务环境包括财务危机状况的多个方面的因素, 反映的是基本的和整体、全局的状况, 因此能比单变量判别分析法更好地避免上述情况的发生。

判别分析法、逻辑 (Logistic) 和概率比 (Probit) 回归分析均是在利用数理统计

分析的基础上建立起来，这些模型的建立均有一定的统计理论依据，均涉及到判定区间的确定和误判率的估计问题，并且建立的一般是线性模型。它们对样本数据的分布作一定的假设，并以假设作为前提条件。如多元统计分析中的数据正态分布假设、协方差矩阵相等假设、简单线性概率模型的二项分布假设等。一般来说，只有在这些假设条件基本得到满足的情况下，才能保证模型预测的准确性。另外，这些模型的建立是以对数据之间的关系已有清醒的认识为基础的，一般假定各变量之间为简单的线性关系，并且比较注重数据本身的完整性及一致性。

人工神经网络分析方法不是依据统计理论，而是利用人工智能中归纳式学习的方法建立起来的，整个分析及预测过程就好像是人类学习及思考一样，它是一种自然的非线性模型。它一般没有数据的分布、结构等方面的要求，适用于非线性关系的数据，并对数据的缺失具有相当的容许性，基本上能处理任意类型的数据。因具备随着不断变化的环境进行自我学习的能力，随着样本资料的积累，可以定期更新知识，从而提高预测的准确性。并且，由于其具有高度的自我学习能力，对错误资料的输入具有很强的容错性而更具有实用价值。但是，它在实际运用中还存在一些问题，如模型的拓扑定义、网络架构的决定、学习参数以及转换公式的选择等比较复杂和难以确定，其工作的随机性较强，非常耗费人力与时间，而且其在决策方法中表现得像一个黑匣子，以至对它的接受和应用都较困难。另外，这种模型要求拥有大量的学习训练样本以供分析，如果样本数量积累得不足、没有足够的代表性和广泛的覆盖面，则会大大地影响系统的分析和预测的结果。Altman (1995)^[24]在分析法的比较研究中得出结论：“神经网络分析方法在风险识别和预测中的应用并没有实质性地优于线性判别模型”。而传统的统计模型发展得比较成熟，计算也相对简单，应用也较为广泛，并且某些统计方法，如 Logistic、Probit 模型对数据是否具备正态分布、两组协方差是否相等也没有要求，常用的判别分析中的距离判别方法也可以在两总体协方差矩阵不相等的情况下使用。因此，目前在财务预警模型方面仍然以传统的统计方法为主，人工神经网络分析方法尚不够成熟，对它的应用仍处于探索、实验阶段。

由此可见，在财务危机预测研究中，没有绝对适用的统计方法，采用何种方法要视具体研究样本的数据特征和研究的主要目的等而定。

第3章 财务危机预警模型的实证研究设计

财务危机预警属于微观经济预警的范畴,具有重要的经济研究价值,无论国际上还是国内都处于一种前沿性和创新性研究阶段。在财务管理的研究内容上,研究成功经验的多,研究失败教训的少;研究业绩评价方法的多,研究财务风险监测的少;而建立财务失败预警系统是财务管理制度创新的必然选择。

3.1 财务危机预警的理论基础

任何经济学理论都可以分成规范理论和实证理论,前者研究的是“应该怎么样”的问题,而后者研究的是“是什么样”的问题。财务危机预警理论也不例外。规范性理论致力于通过演绎推理解释什么因素导致一部分企业财务危机甚至走向破产,而实证性理论则注重于通过分析经验数据来预测企业的财务危机和破产。在大多数公司财务危机研究中,解释公司财务原因的“规范理论”几乎没有,与之相关的主要是研究企业破产的规范理论^[40],大致可分为三类:

第一类理论可称作“非均衡理论(Disequilibrium Theories)”,其中一些主要用外来冲击(external shock)来解释公司破产,如混沌理论(chaos)和灾害理论(catastrophe),主要关注一系列不均衡冲击对整个系统的影响,Ho和Saunders(1980)^[41]首次将灾害理论应用于公司破产研究领域,他们使用灾害理论研究美国的银行管制,发现银行的破产不是因为逐步衰落而引起的,而是一种由管制机构行为引起的突然倒闭;另外一些则将破产与具体的经济原因联系在一起,如消费者偏好,企业生产函数的变化,市场结构、行业特征(如进入及退出壁垒)、公司的成长特点、资本结构特征及在行业中的相对地位等等。

契约理论的引进产生了第二类规范性理论,该理论试图用股东和债权人之间的潜在利益冲突来研究公司破产,Chen,Weston和Altman^[24]于1995年建立了一个研究破产过程的基本代理模型(Agency Model),该模型假设有三种参与者:股东、银行和股东不能直接联系的其它债权人;并假设企业只面临两种状态:好的和坏的现金流;且假设所有参与者都是风险中性,管理层以股东利益最大化为目标。在这些假设的基础上,研究了出现有效投资、过度投资、投资不足和不投资的条件,认为公司变现价值L和债务面值D之比对公司投资行为有很大的影响,同时债务的期限结构也是影响投资效率的显著因素;文章还认为短期银行借款在总负债中的比率越高,企业的投资效率也越高,这是因为银行相对于其它债权人来说,更具有信息优势和谈判能力,更能寻求保护所有债权人和股东的共同利益。

第三类规范性理论是管理学和企业战略学理论，但这类理论只能勉强称为规范性理论，这是因为它们只不过是通过对一系列破产公司进行案例研究得出的规律性总结，如 Porter 的竞争优势理论强调竞争对手、进入和替代的威胁，以及与客户及供应商讨价还价能力等因素，分析这些因素就可以确认企业在降低成本及产品差异化上面所具有的竞争优势。许多管理学领域的学者根据这个理论框架发展出一系列解释破产原因和征兆的理论。他们大多数都将管理失误作为公司经营失败的主要原因，如权力过于集中、缺乏内部控制机制或机制没有得到有效执行、会计及财务控制不严、对竞争反应太慢、经营缺乏多元化、借贷过度，等等。

综上所述，解释破产原因的规范性理论只是提供了一个理论框架，但是远远不足以确定实际建模所应该选择的解释变量。因此，在选择预测变量时，财务失败预警实证研究只能以判别率的高低作为标准，研究人员不得不进行大量的“搜索工作”，在若干种不同的模型，若干种独立变量组合，若干组样本公司，以及若干种估计技术的组合中寻找判别能力最好的预测模型。

3.2 研究对象的界定

如何界定财务危机是进行财务危机预警研究需要考虑的首要问题，学术界对此有多种不同的定义方法。国外绝大多数的研究，将企业根据破产法提出破产申请的行为作为确定企业进入财务危机的标志，只有极少数的学者如 Beaver^[1]认为财务危机不应仅仅界定为企业破产，还应包括拖欠优先股股息、银行透支和债券不能偿付等。将企业破产作为进入财务危机的标志，是考虑到企业提出破产申请这一行为是客观发生的，具有高度的可度量性，从而也比较容易确定样本；另一方面，破产对与企业相关的各利益集团的冲击比较大，更容易引起重视。但是，破产实质上是一种法律现象，除受经济因素的影响以外，还受政治和其他非市场因素的影响，因此，理论研究的更佳切入点也许是预测公司财务状况是否健康，而非公司是否会破产及何时破产。

由于本文的研究对象主要针对上市公司，故将财务危机界定为财务状况异常而被“特别处理”。这样的界定与我国的国情具有密切相关性，首先，我国《企业破产法》虽然早在 1986 年颁布，1988 年 11 月 1 日开始试行，然而迄今为止，还没有很多上市公司破产的案例，所以以上市公司为样本来研究财务危机预警问题显然是不可行的。其次，1998 年沪深证券交易所正式启用了当上市公司出现“异常状况”时，对上市公司进行“特别处理”的条款。“异常状况”包括“财务状况异常”和“其他状况异常”，其中因“其他状况异常”而被特别处理具有很大的不确定性，难以从财务角度进行有效预测，而对“财务状况异常”情况的界定符合我们一般认为企业财务状况不健康的判断，特别是在 2000 年 4 月上海和深圳证交所对财务状况异常情况的补充界定

以后，所以比较合理的研究对象是因财务状况异常而被特别处理的公司。

3.3 研究样本的设计

财务危机预警研究的样本设计过程涉及到如何确定陷入财务危机公司的样本组，如何确定作为配对标准的控制因素，以及如何进行两组间样本个体数量分配的问题等。在 Altman 的研究中考察了样本个体是否公开上市的特性，及其所处行业对预测模型的影响，发现性质及行业不同，模型所包含的财务比率及其参数也不同，所以应采用不同的模型来研究。Gilbert, Menon and Schwartz (1990)^[42]在研究样本中剔除了金融机构，他们认为金融机构的财务比率明显有异于非金融机构，不能同时进行模型构造。Platt, Platt and Pedersen (1994)^[43]为了避免在研究结果中包含由于行业因素可能带来的偏差，在研究中只选用了石油和天然气公司作为研究样本。这些思路对本文的研究有重要启发。作为配对标准的控制因素一般包括会计年度、行业和资产规模，这些配对标准用来控制由于财务危机组与控制组之间的报告季节性、行业特征和公司规模的差异所可能带来的模型偏差。Ohlson (1980)^[14]认为很难判断配比这一行为是否能提高预测模型的预测精度，也许配比指标本身所含信息量的缺失会使模型的适用程度降低。他将资产规模作为自变量进行统计分析，结果发现这一指标居然是所有指标中最具有显著解释能力的，但是，由于他检验的数据来源本身有一定的倾向性，所以也不能完全肯定资产规模的解释能力。

本文确定陷入财务危机公司样本组主要考虑以下四个方面：其一，确定陷入财务危机公司样本组和一定研究期间。研究样本建立的正确与否，直接关系到研究成果的合理性和应用价值，其首要标准是所选公司的财务状况是否符合所界定的财务失败概念，另外，由于不同年度企业所处环境的差异，会导致企业的各项财务比率指标不可避免地受到与时间跨度有关的因素的影响，如宏观经济形势、经济周期等。如果在选样时未意识到这个问题，在构造模型时又未加以处理，那么研究结果中就可能包含由于数据的时间性差异所带来的偏差，这种偏差会导致模型应用的有效性降低。其二，对公司规模的考虑。Altman 的研究中详细评估了规模因素对选样影响，他的样本中既剔除了小公司（总资产 100 万以下），又剔除了超大型公司，他认为小公司的报表数据不全，而超大型公司的破产概率极小，因而不适于用做普遍意义上的预测模型。其三，对样本数据完整性的要求。大部分学者的研究都将数据完整性作为选样的标准，但是，这也会导致一个问题，即破坏了建立预测模型过程中所采用统计技术的应用前提——随机选样要求，而且一般陷入财务失败的公司更可能提供不完整的数据，因此，模型产生偏差在所难免。Zmijewski (1984)^[18]的研究表明这种偏差的确存在，但经他修正以后的模型却未在参数的统计显著性和总体预测精度上有显著提高。所以，本文的研究仍然考虑了对样本数据完整性的要求，选样时

剔除了那些不能获取其完整财务数据的公司。

根据规定，A股上市公司执行国内的会计准则和会计制度，由国内的会计师事务所审计；B股上市公司采用国际会计准则，由外资会计师事务所审计。这两种会计制度和审计制度所计算出来的业绩及其他相关资料有很大的偏差，从而导致B股公司财务资料与A股公司资料缺乏可比性，所以本文只选择深沪两市的A股上市公司作为研究对象。选择2005年至2006年期间被“特别处理”的部分公司作为研究样本。在选择ST样本公司时，遵循以下标准：

第一，选择的样本公司包括：因为两个会计年度的净利润为负值、股东权益低于注册资本而被特别处理的公司，以及发生巨大亏损而财务状况异常的被特别处理的公司。但不包括因注册会计师出具无法表示意见或否定意见的审计报告以及因其他原因而被特别处理的公司。虽然这些公司可能符合财务危机概念，但这需要查找更多的资料来判断，从而成本较高，同时由于这类公司数量较少，将它们排除在样本之外并不会影响研究结论。

第二，ST样本公司排除了当年上市当年亏损以及下一年度亏损的这一类公司，因为这类公司存在“包装”上市的嫌疑，使得研究结果更加真实。

按照以上标准，共选取60家ST公司作为研究样本。为了剔除不同年份、行业和资产规模因素对财务危机预测的影响，我们根据以下原则按1:1的比例选择财务正常的上市公司作为配对样本：

(1) 研究期间一致，如财务危机公司采用的是2004年的数据，则财务正常公司也同样采用2004年的数据。

(2) 配对样本与财务危机公司行业类型相同或相近。

(3) 配对样本与财务危机公司的总资产规模相当。

(4) 在资产规模相近、行业相同两项原则不能同时满足的情况下，优先考虑资产规模相近原则。

(5) 对非ST公司，必须从选出年度开始保持此后两个年度不亏损。据此，选择了60家和ST公司相匹配的非ST公司。

本文在剔除了非正常的ST公司和数据缺省的公司后，最终得到数据齐全且典型的样本总数为120个（见表3.1）。定义组合1为财务危机公司，组合0为财务正常公司，训练样本80家（其中财务危机公司40家，财务正常公司40家），预测样本40家（其中财务危机公司20家，财务正常公司20家）。

表 3.1 样本公司

ST 样本				非 ST 样本		
序 号	证券代码	证券名称	ST 年份	序 号	证券代码	证券名称
1	600065	ST 联谊	2005	61	600001	邯钢
2	600086	ST 多佳	2005	62	600015	华夏银行
3	600092	ST 精密	2005	63	600031	三一
4	600136	ST 道博	2006	64	600056	中技贸易
5	600146	ST 大元	2005	65	600069	银鸽
6	600173	ST 丹江	2006	66	600081	东风科技
7	600181	ST 云大	2005	67	600097	新华立
8	600187	ST 黑龙	2005	68	600109	成都建投
9	600199	ST 金牛	2005	69	600121	郑煤电
10	600213	ST 亚星	2005	70	600153	建发
11	600248	ST 泰丰	2006	71	600168	武控
12	600259	ST 聚酯	2006	72	600183	生益
13	600286	ST 国瓷	2005	73	600226	拜克
14	600369	ST 长运	2005	74	600280	宁中商
15	600515	ST 一投	2005	75	600293	三峡
16	600609	ST 金杯	2006	76	600307	酒钢
17	600614	ST 发展	2006	77	600320	振华
18	600656	ST 源药	2006	78	600333	长春燃气
19	600657	ST 天桥	2006	79	600353	旭光股份
20	600703	ST 天颐	2006	80	600366	韵升
21	600705	ST 北亚	2006	81	600395	盘江
22	600711	ST 雄震	2006	82	600429	三元
23	600721	ST 百花	2006	83	600456	宝钛
24	600728	ST 新太	2006	84	600486	扬农
25	600734	ST 实达	2006	85	600516	海龙
26	600767	ST 运盛	2005	86	600584	长电
27	600772	ST 龙昌	2005	87	600596	新安
28	600773	ST 金珠	2006	88	600652	爱使
29	600816	ST 安信	2005	89	600694	大商
30	600890	ST 中房	2006	90	600710	常林
31	000034	ST 深泰	2005	91	600736	苏高新
32	000035	ST 科建	2005	92	600827	友谊
33	000038	ST 大通	2006	93	600870	厦华电子
34	000403	ST 生化	2006	94	600896	海盛
35	000408	ST 玉源	2006	95	600900	长电
36	000632	ST 三木	2006	96	000008	宝利来
37	000633	ST 合金	2006	97	000025	深特力
38	000655	ST 华陶	2006	98	000036	华联控股
39	000672	ST 铜城	2006	99	000150	光电
40	000688	ST 朝华	2006	100	000168	雷伊
41	000732	ST 三农	2006	101	000407	胜利
42	000748	ST 信息	2006	102	000519	银河动力
43	000750	ST 集琦	2006	103	000545	吉林制药
44	000757	ST 方向	2006	104	000581	威孚高科
45	000779	ST 派神	2006	105	000584	舒卡
46	000787	ST 创智	2006	106	000608	阳光
47	000789	ST 江泥	2006	107	000667	名流置业
48	000791	ST 化工	2005	108	000692	惠天热电
49	000820	ST 金城	2006	109	000722	金果实业
50	000856	ST 唐陶	2005	110	000790	华神
51	000862	ST 仪表	2005	111	000822	山东海化
52	000863	ST 商务	2005	112	000831	关铝股份
53	000887	ST 飞彩	2005	113	000852	江钻
54	000892	ST 星美	2006	114	000868	安凯客车
55	000908	ST 天一	2005	115	000883	三环股份
56	000918	ST 亚华	2006	116	000900	现代投资
57	000925	ST 海纳	2006	117	000923	河北宣工
58	000928	ST 吉炭	2006	118	000936	华西村
59	000967	ST 上风	2006	119	000963	华东医药
60	000979	ST 科苑	2006	120	000981	兰光科技

其中 ST 公司的数据选取被公布 ST 前两年（即 $t-2$ 年）的截面数据建立模型，本文之所以不选取 $t-1$ 年的财务报告数据来预测上市公司 t 年的状态，是因为我国上市公司的年报披露制度决定了这样一个事实：上市公司在 t 年是否被特别处理是由其 $t-1$ 年财务报告的公布所决定的，因此， $t-1$ 年的预测模型即使有很高的预测精度，但在实际应用中已经没有太大的应用价值了。

3.4 预测变量的选择

财务危机预警的理论基础相对比较薄弱，缺乏能够准确表明预警模型所应包括的预测变量的经济理论的支持，所以目前该领域内的实证研究还处于初期探索的阶段，研究者主要是根据经验和直觉及出现财务危机公司严重恶化的指标，作为实证研究的备选预测变量组，再通过大量的统计检验筛选在模型中相对比较显著的变量，寻求判别率比较高的判别模型。Altman 进行了无数次的变量组合才得到了著名的 Z 分数模型，陈晓和陈治鸿（2000）^[28]也进行了 1260 种变量组合的检验。前人研究中所出现的备选预测变量包括常用财务比率、现金流量指标、经过适当调整的财务比率（剔除物价水平波动、市场利率调整、行业特征影响等）、财务比率的变动值和构造的虚拟变量等。Ohlson（1980）^[14]的研究中构造了两个虚拟变量，OENEG 和 INTWO，前者当企业总资产超过总负债时值为 1，否则为 0；后者当企业破产前两年的净利润为负时值为 1，否则为 0。其研究结果表明这两个虚拟变量对模型解释能力甚至不低于某些常用的财务比率，这就为我们以后的备选变量构造工作提供了有益的参考。Platt and Platt（1990）^[44]为了剔除样本个体的行业差别对预测精度的影响，将所有的备选财务比率分别除以各公司所在行业当年该财务比率指标的平均数，从而构造了行业相关指标（Industry-Relative Ratio），结果表明基于这种比率的预测模型无论在预测精度还是在预测稳定性方面都优于一般的预测模型。

在目前的文献中，对财务危机预测变量选择有一定指导意义，比较有影响的理论模型主要有 Scott（1981）^[45]的破产理论模型和 Baumol-Tobin（1956）^[46]的现金存量模型。Scott（1981）^[45]的破产理论模型建立的出发点是当一个企业的净资产价值不足以偿付企业所欠债务时，企业濒临破产，即 $R \geq EBIT + S$ （ R 代表需偿付的债务和利息， $EBIT$ 代表当年税息前利润， S 代表公司未来股利的现值）。通过这个基本关系的推导，得到以一系列常用财务比率表达的关系式，而这些财务比率恰恰是 Altman et al.（1977）^[47]研究出的 ZETATM Model 中所使用的变量，所以 Scott^[45]的破产理论模型很好的解释了 ZETATM Model 中所应用的变量，但是这个理论模型是在 ZETATM Model 出台以后对它的拟和，而 ZETATM Model 也并非是目前所用的唯一经验模型。因此，这个理论模型的实际指导作用还有待考证。

Laitinen and Laitinen（1998）^[48]研究了 Baumol-Tobin（1956）^[46]的简单现金存

量模型 (Simple Inventory Cash Management Model) 对财务危机预测的应用价值。他们的研究假设是: 如果公司的现金管理行为符合现金存量模型, 那么处于财务危机的公司与财务状况良好的公司在现金管理行为上会有较明显的差异, 而这种差异就可以用来进行财务危机预测。他们在研究中运用了动态的现金流量指标评价体系, 研究结果表明基于这种假设的预测模型显著提高了破产前一年的预测精度。

表 3.2 初始财务指标

指标类型	指标名称	定义	数据来源
盈利能力	X ₁ : 净资产收益率	净利润/股东权益平均余额	财务报告指标摘要
	X ₂ : 每股收益	净利润/年末普通股股份总数	财务报告指标摘要
	X ₃ : 主营业务比率	主营业务利润/利润总额	利润表
	X ₄ : 营业利润比率	营业利润/利润总额	利润表
	X ₅ : 主营业务毛利率	(主营业务收入净额-主营业务成本)/主营业务收入净额	利润表
	X ₆ : 营业活动收益质量	经营活动产生的现金净流量/营业利润	利润表、现金流量表
现金流量	X ₇ : 主营业务现金比率	销售活动产生的现金流入/主营业务收入净额	利润表、现金流量表
	X ₈ : 经营现金稳定率	折旧费用/经营活动产生的现金净流量	现金流量表
	X ₉ : 经营现金流比率	经营活动产生的现金净流量/总净现金流量	现金流量表
偿债能力	X ₁₀ : 速动比率	速动资产/流动负债	资产负债表
	X ₁₁ : 流动比率	流动资产/流动负债	资产负债表
	X ₁₂ : 利息保障系数	税息前利润/当年利息支出	资产负债表、利润表
	X ₁₃ : 经营现金保障比率	经营活动净现金流量/流动负债	现金流量表、资产负债表
	X ₁₄ : 资产负债率	负债平均余额/资产平均余额	资产负债表
资产负债管理能力	X ₁₅ : 应收账款周转率	主营业务收入净额/应收账款平均余额	利润表、资产负债表
	X ₁₆ : 流动资产周转率	主营业务收入净额/平均流动资产	利润表、资产负债表
	X ₁₇ : 负债结构率	流动负债余额/长期负债余额	资产负债表
	X ₁₈ : 长期资产适合率	(股东权益+长期负债)/(固定资产净值+长期投资净值)	资产负债表
	X ₁₉ : 现金股利支付率	本年度发放的现金股利/净利润	现金流量表、利润表
成长能力	X ₂₀ : 主营业务收入增长率	(本年主营业务收入-上一年主营业务收入)/上一年主营业务收入	利润表
	X ₂₁ : 净利润增长率	(本年净利润-上一年净利润)/上一年净利润	利润表
	X ₂₂ : 固定资产投资扩张率	(本年固定资产总额-上一年固定资产总额)/上一年固定资产总额	资产负债表

财务预警的理论基础相对比较薄弱,在变量选择方面缺乏具体经济理论的指导。而对西方破产预测研究有一定指导意义的 Scott (1981)^[43]的破产理论模型又不太适用于我国的财务预警,因为我国的大部分 ST 公司虽然连年亏损但还未到资不抵债要破产的地步,而且因财务状况异常而被 ST 可能是由于多种原因,而不仅仅是亏损严重。由于本文研究的目的是要建立一个在我国具有较强实际可操作性的预测模型,使其可以直接应用于实务界对上市公司发展态势的定量分析,所以本文参考人民网上公布的我国上市公司财务质量测评系统^[49],选取了反映盈利能力、现金流量、偿债能力、资产负债管理能力和成长能力五大类共 22 个财务指标(见表 3.2),然后通过方差分析法确定模型的预测变量。

运用方差分析对数据进行探索性分析,训练样本的分析结果见表 3.3。通过分析我们可以掌握各个变量均值和标准差等描述性统计量,还可以发现哪些变量在 ST 组和非 ST 组之间是否具有显著的差异,从而可以选出适合建立模型的预测变量。

表 3.3 方差分析表

变量	Mean (non-ST)	S.D. (non-ST)	Mean (ST)	S.D. (ST)	F	P
X ₁	9.955	6.691	-96.432	137.773	9.264	0.003
X ₂	0.115	0.345	-0.411	0.390	0.702	0.404
X ₃	11.973	11.983	-1.782	3.236	16.457	0.000
X ₄	2.609	31.589	-1.513	55.743	0.340	0.561
X ₅	3.544	53.210	-0.655	69.372	0.134	0.715
X ₆	15.638	29.019	0.335	24.991	0.228	0.634
X ₇	0.231	0.249	-0.100	0.180	10.084	0.002
X ₈	3.636	5.887	-6.541	12.301	2.034	0.157
X ₉	0.721	0.107	0.442	0.132	3.903	0.051
X ₁₀	1.051	0.209	0.071	3.521	1.215	0.273
X ₁₁	1.501	0.893	1.080	0.728	16.457	0.000
X ₁₂	13.089	19.588	-14.629	51.718	0.371	0.544
X ₁₃	0.992	5.237	0.014	3.652	0.047	0.829
X ₁₄	0.351	0.124	1.162	1.219	7.890	0.006
X ₁₅	31.013	67.349	5.393	5.237	11.510	0.000
X ₁₆	1.807	0.690	0.709	0.212	7.589	0.007
X ₁₇	1.248	0.352	0.603	0.345	7.103	0.009
X ₁₈	0.265	0.943	0.042	0.537	2.024	0.158
X ₁₉	0.501	0.576	0.013	0.004	0.191	0.663
X ₂₀	0.313	0.183	-0.154	0.281	9.264	0.003
X ₂₁	40.138	25.314	10.204	35.179	0.101	0.751
X ₂₂	2.318	12.309	0.067	2.389	0.159	0.691

从上表中 F 检验表明, 有 10 个变量在 10% 的显著水平上存在显著性差异, 故在财务危机模型中将选择 X_1 、 X_3 、 X_7 、 X_9 、 X_{11} 、 X_{14} 、 X_{15} 、 X_{16} 、 X_{17} 、 X_{20} 作为预测变量 (见表 3.4)。

表 3.4 最终财务变量表

指标类型	指标名称	
盈利能力	X_1 : 净资产收益率	X_3 : 主营业务比率
现金流量	X_7 : 主营业务现金比率	X_9 : 经营现金流比率
偿债能力	X_{11} : 流动比率	X_{14} : 资产负债率
资产负债管理能力	X_{15} : 应收账款周转率	X_{16} : 流动资产周转率 X_{17} : 负债结构率
成长能力	X_{20} : 主营业务收入增长率	

具体分析结论如下:

(1) 从盈利能力来看, X_1 和 X_3 没有通过 F 检验, X_1 是净资产收益率, 说明了公司实现会计盈余的总体状况, X_3 是主营业务比率指标, 它对公司盈利能力的持续性的影响比较明显。

(2) 在现金流量方面, X_7 和 X_9 没有通过 F 检验, X_7 是主营业务现金比率, 创造会计收益有助于公司现金流入, 但是只有那些能迅速实现的收益才是货真价实的利润, 销售是一家公司收入和现金的最直接和最主要的来源。 X_9 是经营现金流比率, 是说明一个企业一定时期经营活动现金流量状况的比率。在一般情况下, 它不能简单地说明企业财务状况的好坏, 只能说明其机构变化, 但如果企业长期以来该比率持续低下, 就说明企业的经营活动能力低下, 企业的经营活动已经不能构成企业现金流入的主要来源, 这种状况如不能及时改善, 长此以往就有可能导致企业财务危机的出现。

(3) 在偿债能力方面, X_{11} 和 X_{14} 没有通过 F 检验, X_{11} 是流动比率指标, 它是反映公司短期偿债能力的一个重要指标。从一般制造业来讲, 流动比率的正常系数应该是 2 左右, 但不同企业该指标的差别比较大, 所以应该根据企业的实际情况来做针对性的研究。如果公司的流动比率在一个较长时期内始终保持较低的水平, 则该公司的财务状况肯定存在危机了。 X_{14} 是资产负债率指标, 该指标若用平均数计算, 就能全面反映公司一定时期内的实际资产负债情况。一般来讲, 公司的资产负债率越高, 企业的财务危机就越大, 特别是当企业一定时期的资产负债率有明显剧烈变动时, 说明公司的财务状况极不稳定, 这往往是企业出现财务危机的征兆。

(4) 在资产负债管理能力方面, X_{15} 、 X_{16} 和 X_{17} 没有通过 F 检验, X_{15} 是应收账款周转率, 它反映了企业销售的收款能力和企业经营活动现金流入的状况, 一般如果企业一定时期的应收账款保持相对稳定的状况, 就基本能说明企业的财务状况稳

定,收款状况得到有效控制,企业在短时间内不会出现经营活动资金恶化的现象。但如果应收账款周转率在一定时期内明显地下降和缓慢,企业应收账款余额不断加大,坏账损失明显增长等,就说明企业的经营活动有所失控,企业的资金周转紧张,客户信用下降,企业有潜在面临财务危机的可能。 X_{16} 是流动资产周转率,它是说明企业一定时期流动资产周转速度和资金利用水平的财务指标。一般来讲,企业一定时期的流动资金周转水平较为稳定,且在同行业中保持较好水平,则可以认为企业的流动资金管理水平较高,流动资金运作正常,企业在短时间内不会出现资金短缺和财务危机的状况。 X_{17} 是负债结构率指标,它表明了负债的结构,不同企业的负债结构率表现的风险程度可能会有很大的差别,但只要企业有良好的盈利能力和较好的现金状况及有效的财务调控能力,也不一定会因为负债结构率偏高而出现财务危机。

(5) 在反映成长能力的指标中,只有 X_{20} 没有通过 F 检验,可见主营业务收入的增长是经营状况好坏的直接表现,如果企业能够长期保持一定的增长率,说明该企业经营状况良好,若再保证一定的收款能力,那么该企业在短时间内是不会出现财务危机现象的。

第4章 上市公司财务危机预警方法的实证研究

4.1 基于 Logistic 回归模型的财务危机预警方法的实证研究

本文使用 SPSS 软件对分析样本进行 Logistic 回归分析, 定义 ST 企业为 1, 非 ST 企业为 0, 选择 Enter 选项作为自变量进入模型的方式。得到起始模型统计量表 4.1 和最终模型的拟合优度检验表 4.2 和表 4.3:

表 4.1 起始模型变量表 (Variables in the Equation)

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	.000	.224	.000	1	1.000	1.000

表 4.2 相关系数统计量表 (Model Summary)

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	.000	.750	1.000

表 4.3 Hosmer - Lemeshow 检验表

Step	Chi-square	df	Sig.
1	.000	6	1.000

从表 4.2 可以看出: 表中的一2LL 值为 0, 此值很小, 说明模型对数据的拟合度很理想。另外, Cox&Snell R^2 的值为 0.75, Nagelkerke R^2 的值为 1, 也说明模型的拟合度很好。而表 4.3 中的 Hosmer and Lemeshow 统计量大于 0.1, 说明接受观测数据与预测数据之间没有显著差异的原假设。表 4.4 是最终观测量分类表, 这是包含常数项与 10 个变量的模型, 它以概率值 0.5 作为 ST 和非 ST 的分界点得出的预测值和实际数据的比较表。这里的预测效果很好, ST 企业 and 非 ST 企业的预测准确率都达到 100%, 总的正确判断率也达到 100%, 所以在实际应用中完全可以使用该回归方程进行预测。

表 4.4 最终观测变量分类表 (Classification Table)

Observed			Predicted		
			R3		Percentage Correct
			0	1	
Step 1	R3	0	40	0	100.0
		1	0	40	100.0
Overall Percentage					100.0

根据表4.5,最后得回归方程为:

$$Z = 126.851 + 0.003X_1 - 2.406X_3 - 54.503X_7 - 122.972X_9 - 2.800X_{11} - 1.251X_{14} \\ - 0.073X_{15} - 16.332X_{16} - 23.887X_{17} - 36.244X_{20} \quad (4.1)$$

由公式 (2.2) 有:

$$P = 1/[1 + \exp(-126.851 - 0.003X_1 + 2.406X_3 + 54.503X_7 + 122.972X_9 + 2.800X_{11} \\ + 1.251X_{14} + 0.073X_{15} + 16.332X_{16} + 23.887X_{17} + 36.244X_{20})] \quad (4.2)$$

表 4.5 最终模型统计量 (Variables in the Equation)

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step	X1	.003	97.390	7.075	1	.078	1.003
1	X3	-2.406	3768.414	4.075	1	.046	.090
	X7	-54.503	124267.1	1.923	1	.015	.000
	X9	-122.972	40723.58	9.118	1	.091	.000
	X11	-2.800	7365.329	1.445	1	.013	.061
	X14	-1.251	14142.23	7.829	1	.083	.286
	X15	-.073	170.744	1.815	1	.014	.930
	X16	-16.332	35963.89	2.062	1	.016	.000
	X17	-23.887	8920.953	7.169	1	.079	.000
	X20	-36.244	37799.80	9.193	1	.009	.000
	Constant	126.851	41049.96	9.549	1	.095	1.23E+55

用式 (4.2) 对检验样本进行预测, 根据所得到的 Logistic 方程, 把 40 个检验样本的指标值代入回归方程, 得到 P 值, 以 0.5 为最佳判定点对检验样本进行回归判定, 如果得到的 P 值大于 0.5, 则判定该公司为存在危机型, 如果 P 值低于 0.5, 则判定该公司财务正常。其结果见表 4.6:

表 4.6 检验判定结果表

检验样本	实际分类情况	危机发生情况	预测分类情况	分类准确率 (%)
正常	20	正常	18	90
		产生危机	2	
产生危机	20	正常	0	100
		产生危机	20	

从表 4.6 中可以看出, 该 Logistic 模型对检验样本的分类都相当令人满意, 在 20 个财务正常的公司中, 只有 2 个公司被误判为财务危机公司, 其对财务正常公司的预测精度达到了 90%, 而在另外的 20 个财务危机公司中, 全部判断准确, 其预测精度达到了 100%。

4.2 基于贝叶斯判别模型的财务危机预警方法的实证研究

使用统计软件 SPSS 中的 Discriminant 选项进行贝叶斯判别分析, 由于前文已经通过方差分析进行了原始变量的选择, 所以这里建立判别函数时选用全模型法。首先进行的是各类中相同变量均值相等的假设检验, 得到单变量方差分析表, 从中可以看出: Sig 值都小于 0.05, 拒绝原假设, 说明原始分类有意义, 同时可以认为判别自变量能够很好地表明分类特征。

表 4.7 单变量方差分析结果 (Tests of Equality of Group Means)

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
X1	.766	23.795	1	78	.000
X3	.614	49.120	1	78	.000
X7	.630	45.851	1	78	.000
X9	.766	107.523	1	78	.000
X11	.936	5.334	1	78	.024
X14	.817	17.520	1	78	.000
X15	.931	5.754	1	78	.019
X16	.877	10.958	1	78	.001
X17	.533	68.378	1	78	.000
X20	.501	77.777	1	78	.000

表 4.8 和表 4.9 说明在分析中一共提取了一个判别函数, 并且这个函数能够完全解释所有的变异, 另外, 通过 Wilks' Lambda 值也可以得出这个判别函数具有统计学意义。

表 4.8 特征值表 (Eigenvalues)

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	5.334	100.0	100.0	.918

表 4.9 卡方检验表 (Wilks' Lambda)

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	.158	134.753	10	.000

针对各分类总体的先验概率情况, 我们本文采用等概率, 所以表 4.10 中均为 0.5。

表 4.10 先验概率表

R3	Prior	Cases Used in Analysis	
		Unweighted	Weighted
0	.500	40	40.000
1	.500	40	40.000
Total	1.000	80	80.000

使用典型判别函数需要先计算出坐标值, 然后根据领域图或者计算该点离各中心的距离来判别, 尤其是根据标准化的典型判别函数进行判别更加费事, 而如果采用贝叶斯判别函数就可以直接进行判别, 使用Statistic子对话框中的Fisher's复选框, 就可以得到贝叶斯判别函数的系数表如下:

表 4.11 判别函数系数表

	R3	
	0	1
X1	-.007	-.011
X3	9.344E-02	-.105
X7	2.808	-4.627
X9	45.873	34.266
X11	2.644	1.568
X14	.928	2.199
X15	1.792E-02	6.764E-03
X16	4.877	3.174
X17	13.032	5.811
X20	5.959	-4.401
(Constant)	-32.210	-14.489

据此可以写出贝叶斯判别的函数式4.3:

财务危机:

$$Y = -32.210 - 0.007X_1 + 0.093X_3 + 2.808X_7 + 45.873X_9 + 2.644X_{11} + 0.928X_{14} \\ + 0.018X_{15} + 4.877X_{16} + 13.032X_{17} + 5.959X_{20}$$

财务正常:

$$Y = -14.489 - 0.012X_1 - 0.105X_3 - 4.627X_7 + 34.266X_9 + 1.568X_{11} + 2.199X_{14} \\ + 0.007X_{15} + 3.174X_{16} + 5.811X_{17} - 4.401X_{20}$$

(4.3)

利用该贝叶斯判别式4.3就可以直接计算新的观测样本属于各类的得分, 得分最高的一类就是该样本所属的类别。使用已构造的函数对随机抽取的40个新样本进行预测检验, 以判断函数的预测价值, 把40个检验样本的各指标值代入上述方

程, 求出分值并进行分类, 发现其判别效果也相当不错, 判别结果和前面的Logistic 回归方程判别的结果一样, 正常企业中有两家(000868安凯客车, 000923河北宣工)都同时被误判为财务危机企业。

表 4.12 检验判定结果表

检验样本	实际分类情况	危机发生情况	预测分类情况	分类准确率 (%)
正常	20	正常	18	90
		产生危机	2	
产生危机	20	正常	0	100
		产生危机	20	

为了进一步检验贝叶斯判别函数的判别效果, 本文采用交互验证方法进行判别效果验证。使用 Classify 子对话框中的 Leave-one-out 复选框, 可输出验证结果如表 4.13:

表 4.13 回判和交互验证表(Classification Results)

			Predicted Group Membership		Total
R3			0	1	
Original	Count	0	40	0	40
		1	1	39	40
	%	0	100.0	.0	100.0
		1	2.5	97.5	100.0
Cross-validated	Count	0	40	0	40
		1	1	39	40
	%	0	100.0	.0	100.0
		1	2.5	97.5	100.0

从交互验证的结果来看, 它比上面预测的准确率还要高, 财务正常企业的预测准确率达到100%, 财务危机企业判别的准确率也达到了97.5%, 其误判率仅为2.5%, 表明该判别函数具有较高的预测价值。

4.3 基于 BP 神经网络模型的财务危机预警方法的实证研究

设计一个神经网络的重点在于模型的构成和学习算法的选择。一般来说, 结构是根据所研究领域及要解决的问题确定的。通过对所研究问题的大量历史资料数据进行分析, 根据目前神经网络理论水平的发展现状, 建立合适的模型, 并针对所选的模型采用相应的学习算法, 在网络学习过程中, 不断地调整网络参数, 直到输出结果满足要求。

为了剔除不同量纲的影响, 首先对输入量样本数据进行归一化处理, 即:

$$x_i = \frac{x_i - \min\{x_i\}}{\max\{x_i\} - \min\{x_i\}} \quad i = 1, 2, \dots, 10$$

BP 神经网络构建的参数确定如下:

(1) 隐层数: 增加隐层数可以降低网络误差, 提高精度, 但同时又会使网络复杂化, 增加网络的训练时间和出现“过拟合”的倾向。目前使用较多的是采用含有一个隐层的三层网络结构, 既容易实现, 训练效果又好。

(2) 网络节点数: 网络输入层节点数就是系统的自变量个数, 本文选择了 10 个预测变量, 故其输入层节点数为 10 个; 输出层节点数就由输出类别决定, 所以可定义为 1 个节点, 即上市公司的实际财务状况, 输出的教师信号“0”代表财务正常公司, “1”代表财务危机公司。隐层节点数是一个复杂的问题, 隐层节点数太少网络不能很好地学习, 需要训练的次数也多, 训练精度也不高, 一般而言, 隐层节点数越多, 功能越大, 但隐层节点数太多又使循环次数过多, 学习时间常, 误差也不一定最小。从训练的角度来说, 一般倾向于选择较少的隐层节点数。实际应用中常采用如下公式计算:

$$n = \sqrt{n_1 + n_2} + a$$

或者:

$$n = \log_2 n_1$$

其中, n 为隐层节点数, n_1 为输入层节点数, n_2 为输出层节点数, a 为 1~10 之间的常数。故可计算得出本文的隐层节点数为 4。

(3) 网络参数: 目标误差为 0.05, 修正权值的学习速率为 0.05, 训练循环次数 1000 次。

(4) 传递函数: 传递函数的好坏对一个神经网络的训练效率至关重要。一般研究中都采用 Sigmoid 型函数, 本文确定输入层到隐层的传递函数为 tan Sigmoid 函数, 隐层到输出层的传递函数为 log Sigmoid 函数。

(5) 训练函数: 为了改进 BP 算法训练时间过长, 以及容易陷入局部最小值点, 本文选用 Levenberg-Marquardt 训练函数。

由此借助 Matlab7.0 语言编程, 建立一个 10×4×1 的三层网络拓扑结构, 并运用 80 个分析样本进行训练, 其计算程序见附录 B。

其中输入层到隐层的权值矩阵为:

$$V = \begin{bmatrix} 1.1709 & 2.1837 & -0.3871 & -1.1126 \\ 0.5651 & -0.4993 & -0.0692 & 0.1360 \\ -0.0248 & -1.8850 & 1.2302 & -0.1099 \\ 0.0180 & -2.8168 & -0.4757 & -0.4175 \\ -0.0405 & 0.4881 & -3.1831 & -0.4385 \\ 0.0874 & -0.3615 & -0.9991 & 0.0689 \\ 0.1199 & -0.7344 & -1.1515 & -0.3101 \\ -0.1418 & -0.5996 & -2.3615 & 1.0982 \\ 0.0011 & 0.0692 & 0.3794 & -0.4522 \\ -0.1537 & -0.1205 & -0.7346 & -1.0237 \end{bmatrix}$$

隐层到输出层的权值矩阵为:

$$W = (0.6103 \quad -0.1799 \quad 1.1028 \quad 0.0719)$$

输入层到隐层的阈值矩阵为:

$$D_1 = (0.4866 \quad -0.4593 \quad 0.0421 \quad 0.8543 \quad -1.1027 \quad 1.0069)$$

隐层到输出层的阈值矩阵为:

$$D_2 = (0.7011)$$

由此对分析样本进行仿真,同时为了进一步检验模型的应用准确性,用40个分析样本进行预测检验。在进行判别时,规则为:仿真值如果是接近于0,判别为即将发生财务危机组;如果接近于1,判别为近期不会发生财务危机组。具体判定结果见表4.14:

表 4.14 神经网络模型预测及检验判定结果表

组 别	分析样本		检验样本	
	ST 样本	非 ST 样本	ST 样本	非 ST 样本
实际个数	40	40	20	20
正确预测个数	40	40	20	18
预测准确率 (%)	100	100	100	90

结果表明,进行回判的准确率达到100%,其预测准确率也达到95%,判别结果和前面两种方法判别的结果一样,正常企业中有两家(000868安凯客车,000923河北宣工)都同时被误判为财务危机企业。总之,运用BP网络模型构建模型进行预测的效果比较好。

4.4 实证结果分析比较

本文以 A 股上市公司的 80 个分析样本为基础, 分别运用 Logistic 回归分析、贝叶斯判别和 BP 神经网络模型对财务状况处于危机状况的公司进行预测分析, 并对它们的预测结果加以比较。结果表明:

(1) 研究结果证实了财务会计信息的有效性, 表明我国的财务会计信息具有较高的预测性; 可以较好地帮助投资者、债权人和监管机构等识别企业的发展状况, 预测企业未来的发展趋势。

(2) 三种模型在选定的指标、指定的时间范围和给定的样本区域内都能够很好地预测财务危机, 在公司被公布 ST 前两年的预测准确率都比较好, 虽然三个模型都有不同程度的差异。

(3) 鉴于 Logistic 回归分析和贝叶斯判别模型自身适用条件的限制, 使得两模型对变量的选择具有一定的局限性, 而神经网络则不受变量选择的限制, 只是受到训练速度和迭代次数的限制。

(4) 三种方法同时把两家财务正常企业 (000868 安凯客车, 000923 河北宣工) 判别为财务危机企业, 故可以认为这两家企业确实存在财务危机隐患, 再仔细分析其指标值, 发现 000868 (安凯客车) 的主营业务现金比率过低, 另外其主营业务收入增长率为 0, 说明该企业的经营活动能力低下, 已经不能构成企业现金流入的主要来源, 再加上其主营业务收入没增加, 若长期这样将会导致财务危机出现。000923 (河北宣工) 的财务状况和 000868 (安凯客车) 差不多, 也存在严重的财务危机隐患, 主要是因为其主营业务现金比率很低和主营业务收入增长率为负, 主营业务的萎缩, 可能导致经营效率、资产质量下降, 资金短缺等。

结 论

本文以 A 股上市公司为研究对象,遵循样本配对原则,选取了近两年被 ST 的上市公司和同时期未被 ST 的上市公司各 60 家作为样本,分别采用 Logistic 回归、贝叶斯判别和 BP 神经网络模型方法进行实证分析,取得了一些创造性的成果:

第一,通过方差分析构建了一个有效的财务危机预警指标体系。最终选择的 10 个财务指标所包含的财务信息比较全面,足以表明该公司的财务状况。同时这些财务指标也可作为企业内部各相关管理部门的考核和评价指标,并要求所有的职能部门要将相关的财务预警指标控制在预警要求的防范界限之内。这个有效的企业财务预警指标系统的设置和建立,既是一种预警机制,更是企业实施全方位财务危机规避的有效手段。这里选择的财务指标是具有共性特征的指标,因为任何企业财务危机的出现都必然地表现为资金的失控和现金状况的恶化,但由于不同的企业其经营、财务活动的内容、战略方针等不同,还有不同行业的企业其财务危机的特征、表现形式和表现时间等也有根本性的区别,这些都决定了不同企业对财务风险的意识、承受能力和应变能力等会有很大的不一致,这些差别必然会导致不同企业的财务危机预警系统表现出各自的特点和本质的区别。所以要根据企业的具体情况做出最恰当而有效的分析,把这些指标看作一个有机整体,联系地分析企业出现财务危机的可能性。

第二,建立了 Logistic 回归模型、贝叶斯判别分析模型和 BP 神经网络模型,并通过检验样本的预测和比较分析,发现这三个模型的预测准确率都比较高,完全可以应用到实际的管理工作中,为管理者提供决策依据和风险警示。管理者可以根据其公司的具体情况选择合适的模型进行财务危机预测,同时结合其他非定量的因素,分析财务危机出现的原因,就可避免财务状况的恶化。企业财务危机预警的实证研究无论是在宏观经济上,还是在企业微观财务预警系统中,都具有重要的理论价值和实际意义。财务危机预警模型的建立,可以帮助市场经济主体降低营运风险,保障经济体制改革的进一步深化;可以促进我国资本市场的规范和健康发展;可以促使社会资源的进一步优化配置,提高整个社会的资本利用效率和盈利水平。

在已有研究的基础上,还有待进一步研究探讨和解决的问题有:

(1) 妥善处理由于资料时间性差异所带来的模型偏差。在本文中,只是运用简单的配比原则进行样本分配,但更理想的处理方式是构造行业相关指标,即将所有的预测变量除以各公司所在行业当年该财务指标的平均数,从而可以控制当年宏观经济形势和所在行业特征对个别公司的财务状况影响。但由于我国上市公司行业分类标准长期以来十分混乱,而相关的行业平均指标又难以获得,所以本文未使用通

过控制变量的方法来减少甚至消除外部经济因素所可能带来的预测偏差。

(2) 判别分析中确定判别准则时, 先验概率和误差成本的确定还有待于改进。本文进行贝叶斯判别时使用的是等先验概率和等误差成本, 但这两个假设是否会造成模型预测精度的偏差, 还有待于进一步研究和探讨。财务危机预警模型的先验概率究竟应该设定为多少才是合适的? 在我国两类错误的误差成本分别是多大? 这些都是值得学术界和实务界共同探讨的问题。

(3) 定量分析与定性分析相结合, 构建有效的、全面的财务危机预警模型。有效的财务危机模型的建立和预警指标体系的构建是财务危机预警系统的基础, 为了保证有效地实施其功能, 就必须保证其地位上的相对独立性、预警指标的有效性、结构上的完整性和信息传递的及时性等要求。另外, 在实际的工作中, 还要考虑预警模型中没有包含的一些因素的影响, 比如社会经济环境的影响、企业自身的战略等非量化的因素等等, 这些因素有时更有可能是导致企业破产的本质原因。有效的财务危机预警系统的建立, 实际是确保其他部门能实施最高管理水平的重要保障, 尤其是其中的财务指标体系是最具控制性和能被市场广泛接受的评判标准。

(4) 使用动态分析方法进行财务危机预警。本文是在一个时点上对上市公司进行截面预测, 没有从一个时间序列上来分析, 即动态分析, 这些都是在以后的研究工作中需要进一步解决的问题。

参考文献

- [1] Beaver W H. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 1966, (4): 71—111
- [2] Deakin E B. A Discriminant Analysis of Prediction of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 1972, (9): 167—169
- [3] Carmichael. Financial Ratios as Discriminant Predictors of Small Business Failure. *Journal of Finance*, 1972, (3): 55—58
- [4] George Foster. *Financial Statement Analysis*. Boston: Prentice—Hall, 1986, 43—50
- [5] Morris R. Early Warning Indicators of Corporate Failure: A Critical Review of Previous Research and Further Empirical Evidence. Ashgate Publishing Ltd, 1977, 285—288
- [6] Ross F. Credit Risk Rating System at Large U.S. Banks. *Journal of Banking and finance*, 1999, (1): 168—201
- [7] Gibson Charles H. *Financial Statement Analysis: Using Financial Accounting Information*. Boston: Mass. Kent Pub, 1983, 211—216
- [8] Fitzpatrick P J. A Comparison of Ratios of Successful Industrial enterprise with Those of Failed Firms. *Certified Public Accountant*, 1932, (2): 589—731
- [9] Altman E I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 1968, 23 (9): 589—609
- [10][10] Halderman R , Narayaman P. Zeta Analysis. *Journal of Banking and Finance*, 1977, (1): 29—54
- [11] Collins A J. *Introduction to Multivariate Analysis*. London: Chapman and Hall, 1980, 210—222
- [12] Platt J. A resource—Allocating Network for Function Interpolation. *Neural Computation*, 1991, (3): 213—225
- [13] Martin D. Early Warning of Bank Failure: A Logistic Regression Approach. *Journal of Banking and Finance*, 1977, (7): 249—276
- [14] Ohlson J A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 1980, (9): 109—131
- [15] Gentry, Paul Newbold, Whitford D T, et al. Funds flow components, financial ratios and bankruptcy. *Journal of Business Finance and Accounting*, 1985, (4): 595—606
- [16] Casey Cornelius J, Bartczak Norman J. Using Operating Cash Flow Data to Predict

- Financial Distress: Some Extension. *Journal of Accounting Research*, 1985, (Spring): 384—401
- [17]Zavgren C V. Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. *Journal of Business Finance and Accounting*, 1985, (12): 19—45
- [18]Zmijewski M E, Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 1984, (3): 59—86
- [19]Coats P K, Fant L F. A Neural Network Approach to Forecasting Distress. *Journal of Business Forecasting*, 1991, (7): 142—155
- [20]Back, A Comparative Study of Neural Networks in Bankruptcy Prediction. *Journal of Business Forecasting*, 1994, (6): 310—317
- [21]Altman E I, Marco G, Varetto F. Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks. *Journal of Banking and Finance*, 1994, (7): 505—529
- [22]Coats P K, Fant L F. Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool. *Financial Management*, 1993, (Autumn): 142—155
- [23]Trippi R, Turban E. *Neural Networks in Finance and Investing*. Irwin: Probus Publishing Company, 1992, 919—923
- [24]Altman. Labor Market Discrimination, Pay Inequality, and Effort Variability: An Alternative to the Neoclassical Model. *Eastern Economic Journal*, 1995, (2): 157—169
- [25]Charitou A, Trigeorgis L. Option—Based Bankruptcy Prediction. University of Cyprus Working Paper, 2000, 51—57
- [26]Messier W F, Hansen J V. Inducing rules for expert system developmental example using default and bankruptcy data. *Management Science*, 1988, (12): 1403—1415
- [27]陈静.上市公司财务恶化预测的实证研究. *会计研究*, 1999, (4): 31—38
- [28]陈晓, 陈治鸿.企业财务困境研究的理论、方法和应用. *投资经济*, 2000, (6): 46—55
- [29]吴世农, 黄世忠.企业破产的分析指标和预测模型. *中国经济问题*, 1986, (6): 5—8
- [30]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. *系统工程理论与实践*, 1999, (9): 24—32
- [31]张玲.财务危机预警分析判别模型及其应用. *预测*, 2000, (6): 38—40
- [32]黄岩, 李元旭.上市公司财务失败预测实证研究. *系统工程理论方法应用*, 2001, (10): 45—51

- [33]吴世农, 卢贤义.我国上市公司财务困境的预测模型研究.经济研究, 2001, (6): 46—55
- [34]杨保安, 季海等.BP 神经网络在企业财务危机预警之运用.预测, 2001, (2): 49—68
- [35]乔卓, 薛锋等.上市公司财务危机预测 Logistic 模型实证研究.华东经济管理, 2002, (10): 103—104
- [36]郑茂.我国上市公司财务风险预警模型的构建及实证分析.金融论坛, 2003, (10): 38—42
- [37]刘旻, 罗慧.上市公司财务危机预警分析——基于数据挖掘的研究.数理统计与管理, 2004, (5): 51—56
- [38]高艳青, 栾甫贵.基于模糊综合评价的企业财务危机预警模型研究.经济问题探索, 2005, (1): 56—57
- [39]董雪雁, 汤亚莉.EVA 的财务预警实证研究.管理现代化, 2005, (2): 31—34
- [40]张鸣, 张艳等.企业财务预警研究前沿.北京: 中国财政经济出版社, 2004, 121—178
- [41]Ho T S, Saunders A. The Determinants of Bank Interest Margins: Theory and Empirical Evidence. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 1980, 16 (4): 581—600
- [42]Gilbert L R, Menon K, Schwartz K B. Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress. Journal of Business Finance & Accounting, 1990, (Spring): 161—171
- [43]Platt H D, Platt M B, Pedersen J G. Bankruptcy Discrimination with Real Variables. Journal of Business Finance & Accounting, 1994, (6): 491—510
- [44]Platt H P, Platt M B. Development of a class of stable predictive variables: The case of bankruptcy prediction. Journal of Business Finance and Accounting, 1990, (7): 31—51
- [45]Scott. The Probability of Bankruptcy: A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Models. Journal of Banking and Finance, 1981, (5): 239—291
- [46]Tobin J. The Interest Elasticity of the Transactions Demand for Cash. Review of Economics and Statistics, 1956, (2): 41—47
- [47]Altman E I, Narayanan P. Zeta Analysis—A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. Journal of Banking & Finance, 1977, (1): 29—54
- [48]Laitinen E K, Laitinen T. Cash Management Behavior and Failure Prediction. Journal of Business Financial and Accounting, 1998, 25 (7—8): 893—919
- [49]方军雄.2002 年我国上市公司财务质量分析.
<http://www.people.com.cn/GB/paper87/10279/939518.html>, 2003—09—01

附录 A 攻读学位期间所发表的学术论文目录

- [1] 张立军, 刘菊红. 上市公司财务危机预警的 Logistic 回归分析. 南昌大学学报 (理科版), 已接受, 待发表

附录 B BP 神经网络计算核心程序

% X 为原始输入向量
% Y 为标准化后的输入向量
% m 为期望输出矩阵
% D 为测试向量

数据标准化:

Y= zscore (X)

训练 BP 神经网络:

```
net=nett (minmax(Y), [4, 1], {'tansig', 'logsig'}, 'trainlm');  
net.trainParam.show=10;  
net.trainParam.lr=0.05;  
net.trainParam.epochs=1000;  
net.trainParam.goal=0.05;  
pause
```

网络仿真:

```
net=train (net, Y, m);  
z=sim (net, Y);  
z=sim (net, D);  
echo off
```

致 谢

本论文的完成首先应感谢我的导师张立军老师的悉心指导和帮助，从论文题目的确定、构思到完稿都凝聚了导师大量的心血。特别令我难忘的是在论文的定稿阶段，张老师逐字逐句对我的论文进行修改，这种严谨的治学态度将永远激励和鞭策我前进。在读研期间，导师不仅给予我知识素养，而且倾注了人文关怀，在此论文脱稿之际，谨向我尊敬的导师表示衷心的感谢！

在学习和论文写作过程中，还要特别感谢朱慧明老师对我的谆谆教诲，尤其是朱老师渊博的学识、严谨的治学态度和忘我工作的精神永远是我学习的榜样。

许鹏院长、宋光辉教授、胡宗义教授等老师将他们在各自学科领域的丰厚知识传授给我，令我受益非浅，为我毕业论文的顺利完成打下了扎实的专业基础。

马上就要离开校园了，很怀念和刘丹、刘鹏宇、邹擘、周慧、陈容、宋瑞晓、姚华春、李洋波等朋友一起共度的美好时光，还有其他很多帮助过我的同学，在此深表谢意！

我的家人，特别是我的父母，他们的支持和鼓励为我创造了良好的学习环境，是我顺利完成此文的动力和保证！谨以此文向他们表达我无以言喻的感激、感谢之情！

作者: [刘菊红](#)
学位授予单位: [湖南大学](#)

参考文献(49条)

1. [Beaver W H Financial Ratios as Predictors of Failure](#) 1966(04)
2. [Deakin E B A Discriminant Analysis of Prediction of Business Failure](#) 1972(09)
3. [Carmichael Financial Ratios as Discriminant Predictors of Small Business Failure](#) 1972(03)
4. [George Foster Financial Statement Analysis](#) 1986
5. [Morris R Early Warning Indicators of Corporate Failure:A Critical Review of Previous Research and Further Empirical Evidence](#) 1977
6. [Ross F Credk Risk Rating System at Large U.S.Banks](#) 1999(01)
7. [Gibson Charles H Financial Statement Analysis:Using Financial Accounting Information](#) 1983
8. [Fitzpatrick P J A Comparison of Ratios of Successful Industrial enterprise with Those of Failed Firms](#) 1932(02)
9. [Altman E I Financial Ratios,Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy](#) 1968(09)
10. [Halderman R, Narayaman P Zeta Analysis](#) 1977(01)
11. [Collins A J Introduction to Multivariate Analysis](#) 1980
12. [Platt J A resource-Allocating Network for Function Interpolation](#) 1991(03)
13. [Martin D Early Warning of Bank Failure:A Logistic Regression Approach](#) 1977(07)
14. [Ohlson J A Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy](#) 1980(09)
15. [Gentry Paul Newbold, Whitford D T Funds flow components,financial rations and bankruptcy](#) 1985(04)
16. [Casey Cornelius J, Bartczak Norman J Using Operating Cash Flow Data to PredictFinancial Distress:Some Extension](#) 1985(01)
17. [Zavgren C V Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms:A Logistic Analysis](#) 1985(12)
18. [Zmij ewski M E Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models](#) 1984(03)
19. [Coats P K, Fant L F A Neural Network Approach to Forecasting Distress](#) 1991(07)
20. [Back A Comparative Study ofNeural Networks in Bankruptcy Prediction](#) 1994(06)
21. [Altman E I, Marco G, Varetto E Corporate distress diagnosis:Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks](#) 1994(07)
22. [Coats P K, Fant L F Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool](#) 1993(03)
23. [Trippi R, Turban E Neural Networks in Finance and Inveging](#) 1992
24. [Altman Labor Market Discrimination, Pay Inequality, and Effort Variability:An Alternative to the Neoclassical Model](#) 1995(02)
25. [Charitou A, Trigeorgis L Option--Based Bankruptcy Prediction](#) 2000
26. [Messier W F, Hansen J V Inducing rules for expert system developmental example using default and](#)

27. [陈静, YouWeiWu, 黎宇宁](#) [上市公司财务恶化预测的实证分析](#)[期刊论文]-[会计研究](#) 1999(4)
28. [陈晓, 陈治鸿](#) [企业财务困境研究的理论、方法和应用](#) 2000(06)
29. [吴世农, 黄世忠](#) [企业破产的分析指标和预测模型](#) 1986(06)
30. [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](#) 1999(09)
31. [张玲](#) [财务危机预警分析判别模型及其应用](#)[期刊论文]-[预测](#) 2000(6)
32. [黄岩, 李元旭](#) [上市公司财务失败预测实证研究](#)[期刊论文]-[系统工程理论方法应用](#) 2001(1)
33. [吴世农, 卢贤义](#) [我国上市公司财务困境的预测模型研究](#)[期刊论文]-[经济研究](#) 2001(6)
34. [杨保安, 季海, 徐晶, 温金祥](#) [BP神经网络在企业财务危机预警之应用](#)[期刊论文]-[预测](#) 2001(2)
35. [乔卓, 薛锋, 柯孔林](#) [上市公司财务困境预测Logit模型实证研究](#)[期刊论文]-[华东经济管理](#) 2002(5)
36. [郑茂](#) [我国上市公司财务风险预警模型的构建及实证分析](#)[期刊论文]-[金融论坛](#) 2003(10)
37. [刘旻, 罗慧](#) [上市公司财务危机预警分析—基于数据挖掘的研究](#)[期刊论文]-[数理统计与管理](#) 2004(3)
38. [高艳青, 栾甫贵](#) [基于模糊综合评价的企业财务危机预警模型研究](#)[期刊论文]-[经济问题探索](#) 2005(1)
39. [董雪雁, 汤亚莉](#) [EVA的财务预警实证研究](#)[期刊论文]-[管理现代化](#) 2005(2)
40. [张鸣, 张艳, 程涛](#) [企业财务预警研究前沿](#) 2004
41. [Ho T S, Saunders A](#) [The Determinants of Bank Interest Margins:Theory and Empirical Evidence](#) 1980(04)
42. [Gilbert L R, Menon K, Schwartz K B](#) [Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress](#) 1990(01)
43. [Platt H D, Platt M B, Pedersen J G](#) [Bankruptcy Discrimination with Real Variables](#) 1994(06)
44. [Platt H P, Platt M B](#) [Development of a class of stable predictive variables:The case of bankruptcy prediction](#) 1990(07)
45. [Scott](#) [The Probability of Bankruptcy:A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Models](#) 1981(05)
46. [Tobin J](#) [The Interest!Elasticity of the Transactions Demand for Cash](#) 1956(02)
47. [Altman E I, Narayanan P](#) [Zeta Analysis—A New Model to Identify Bankruptcy Risk ofCorporations](#) 1977(01)
48. [Laitinen E K, Laitinen T](#) [Cash Management Behavior and Failure Prediction](#) 1998(7-8)
49. [方军雄](#) [2002年我国上市公司财务质量分析](#) 2003

相似文献(10条)

1. 学位论文 [张佳菲](#) [对上市公司财务危机的研究](#) 2007

上市公司严重的财务问题,给证券市场上各相关利益方造成了很大损失,各相关利益方迫切需要建立一个能预先发出财务危机警报信号的财务危机分析系统,因此上市公司财务危机预测成为一个被广泛关注的研究课题。随着相关理论的发展和研究方法的改进,这一研究不断得到推广。上市公司财务危机的预测,它不仅具有较高的学术价值,而且有着巨大的社会应用价值,目前正逐步完善的中国经济,更加迫切地需要完善经济预测方法。建立经济预测系统,取得较为成熟的财务危机预测研究成果,对于我国日益发展但尚不成熟的证券市场、走向市场开始自负盈亏的商业银行和刚刚经历改制开始自担风险的会计师事务所来讲,意义显得非常重大。

本文首先对国内外关于上市公司财务危机预测的经典文献进行了回顾和总结,并按照方法的不同分为了统计类财务危机预测与非统计了财务危机预测。统计类财务危机预测包括的方法主要有一元判别法、多元线性判别法、多元逻辑回归法和逐步判别分析法等;非统计类财务危机预测包括的方法主要有递归划分算法、BP神经网络、破产预测法、灾害理论、混沌系统和期权定价法等,在回顾和总结的基础上。同时对这些方法作了一个简要的评价。

其次,是对上市公司财务危机的定义、基本特征进行介绍。由于目前上市公司财务危机理论还不成熟,不同学者对财务危机的定义有着不同的理解。在本文中,结合我国的实际情况,作者把上市公司被特别处理(即被ST处理)作为发生财务危机的标志,研究中将财务危机确切界定为财务状况异常而被ST处理。紧接着又分别从宏观的外部因素和微观的内部因素来分析上市公司财务危机的原因。

在研究样本的选择上,本文先选择了2006年新增的35家ST公司作为研究样本中的财务危机公司。为了消除行业、规模因素对上市公司的影响,在选择配对非财务危机公司的时候,并严格按照“行业相同,规模相近”的标准,从我国沪深两市中的上市公司中选出了35家配对的非财务危机上市公司。在样本的数据选择方面,考虑到预测模型的精度与财务指标的信息含量和时效性有关,同时结合我国上市公司的年报披露制度,本文中采用上市公司被ST前1年即2005年的年报数据为基础建立预测模型,这样既可以避免由于模型中各样本数据时间跨度太长所带来的诸多问题,如宏观经济形势、通货膨胀

等的影响，又能够提高模型的预测精度，不损害其实际应用性，达到了两者的最佳结合。在指标的选择中，本文作了一定程度的创新。由于本文主要考察的是对上市公司财务危机进行预测，因此主要选择财务指标中能够反映出上市公司营运能力、偿债能力、获利能力三个方面的重要指标，同时考虑到指标数据资料收集的难易程度等因素，本文没有将尽可能多的财务指标纳入筛选的范围，而且直接选取与财务危机相关性比较强的几个财务指标进行分析和分析，这些指标包括：应收帐款周转率、存货周转率、流动资产周转率、总资产周转率四个指标侧重于考察上市公司的营运能力；流动比率、速动比率、资产负债率三个指标侧重于考察上市公司的偿债能力；营业收入净利润率、总资产净利润率、每股收益三个指标侧重于考察上市公司的盈利能力。

此外，除了通过财务指标进行分析以外，还引入了非财务指标进行财务危机的分析，这也是本文的一个创新之一。因为从国内外学者的研究情况来看，对于我国上市公司财务危机的研究，大多数人都是通过财务指标来进行上市公司财务危机的分析和预测，而对于通过非财务指标来对上市公司财务危机预测的研究相对要少一些。这可能会出现两个方面的问题：一方面忽略了上市公司财务报告中其他含有隐含信息的部分；另一方面，其得到的结果必须建立在上市公司财务报告数据能够真实反应公司真实经营状况的假设基础上，在我国进行财务危机预测时对于财务指标的使用尤其要注意这些问题。由于历史原因，我国现有的会计制度还不健全，从业人员素质参差不齐，数据质量不尽如人意，信息有效性不足、信息失真、虚假陈述等问题不容忽视。在这种情况下，完全使用上市公司财务报告数据的财务指标进行分析，存在一些问题：上市公司财务报告是经营的结果，也可能包括管理层操纵的结果。在产生严重后果之前，这些财务报告可能掩盖了某些真实的情况。因此，本文将非财务指标引入到模型中，希望能够挤掉报表中的水分，弥补报表变量真实性方面可能存在的不足，以提高模型的准确率。在通过指标的二次筛选以后，本人运用了两种最典型的统计类方法Fisher判别分析法和Logistic回归分析法对上市公司财务危机预测进行实证性研究。得到的结论是：从纵向上看，对上市公司财务危机预测的分析中，使用Fisher回归模型时，在引入了非财务指标后，可以使判别结果得到一定程度的改善；使用Logistic判别分析模型时，在引入非财务指标后，可以使模型的准确率得到一定程度的提高。这说明在仅使用财务指标建立模型，和引入非财务指标后建立模型，所得到的结果在准确性上有一定程度的差别；而将非财务指标引入模型，可以使模型的准确性得到一定程度的改善。从横向上看，将使用Fisher回归模型所得结果和使用Logistic判别分析模型所得结果进行对比，无论是仅使用财务指标建立模型还是将非财务指标引入模型，都可以发现在整体上使用Logistic判别分析模型进行预测的准确率要明显高于使用Fisher回归模型的准确率，使得预测结果的可信度大幅度增加。

2. 期刊论文 [孙彩, 张剑英, 郝红军, SUN Cai, ZHANG Jian-ying, HAO Hong-jun 上市公司财务危机的测度模型 - 哈尔滨理工大学学报](#)2006, 11(3)

针对上市公司财务危机测度难以做到客观、准确的问题，提出了对上市公司财务危机的模糊综合评价方法，建立了系统的评价指标体系，运用AHP法构建了上市公司财务危机评价的递阶层次结构，采用FAHP法求其指标权重，建立了一个适用于上市公司财务危机定量测度的多级多目标模糊综合评价数学模型，可以进行上市公司财务危机预警，控制风险，减少损失。

3. 学位论文 [李泓舟 引入预警模型的财务危机研究](#) 2008

1997年爆发的东南亚金融危机给亚洲和其它一些地区的经济造成了巨大的冲击，大批企业陷入财务危机的阴霾之中。虽然金融危机爆发时表现为汇率危机，但其根源仍是企业的高风险经营。之后的研究表明，在此次金融危机中破产的企业，早在危机前4、5年，就已经发出潜伏危机的预警信息了。而在我国，截止2007年底沪深两市A股上市公司的数量已达到1400余家，有120余家ST公司，即本文定义为发生财务危机的公司。所以我们有必要对财务危机有一个深入的了解。本文的写作目的就是先通过对财务危机的理论分析使我们对财务危机有一个理论上的认识，然后看是否能通过发生危机以前的财务数据建立一个有效的预警模型来预测财务危机的发生，从而达到防范财务危机的作用。

本文采用的是实证研究与理论分析相结合的方法，运用SPSS软件对数据进行处理。全文共分为五个部分。

第一章引言部分，绪论。介绍选题背景及研究意义，对国内外研究进行综述，并提出本文研究的主要内容及框架。

第二章首先对财务危机进行分析，一般在研究中，将财务危机定义为一个动态的过程，既包括轻微的财务危机，也包括极端的破产清算以及介于两者之间的各种情况。但是由于我国上市公司还没有一家宣告破产，本文根据上市公司的具体情况，一般把被特别处理的上市公司视为陷入财务危机的标志。在此基础上从产生的原因，导致的后果，采用的防范方法三个方面区别财务危机与财务风险。接着分析财务危机的生命周期及特征。最后从经营观点、财务观点、治理观点分析财务危机产生的根源。

第三章首先介绍我国上市公司财务危机分析ST公司财务危机的具体表现形式：(1) 资产负债率高居不下，无力偿还到期债务，且无债务重整计划；(2) 现金流量入不敷出，现金支付严重不足；(3) 巨额投资无收益；(4) 产品销路不畅，存货大量积压；(5) 主营业务发生严重萎缩，企业利润依赖关联方交易及外来补贴。接着从经营角度、对我国上市公司财务危机的成因分析。最后从理论层面分析我国上市公司财务危机防范及处理对策。

第四章首先介绍财务预警模型的相关理论：(1) 一元判定模型，是指通过一个财务指标，根据一定的判别标准来判断企业处于破产还是非破产状态的一种预测模型。(2) 多元线性判定模型，最早是由Altman(1968)开始研究的。多元判别方法的基本原理在于通过统计技术筛选出那些在两组间差别尽可能大，而在两组内部的离散度最小的变量，从而将多个标志变量在最小信息损失下转换为分类变量，获得能够有效提高预测精度的多元线性判别方程。(3) 多元逻辑回归模型，该模型的目标是提供可以归为某一类观察对象的条件概率，从而据以判断观察对象的财务状况和经营风险。接着对数据进行选择，本章的样本公司及数据均来源于深圳国泰安的CSMAR数据库和WIND金融数据库。从我国沪、深证券交易所的上市公司配选取两组样本。第一组为估计样本，由60家2007年首次被ST和*ST的上市公司和60家非ST的公司组成，用于构建财务危机预警模型；第二组为检验样本，由20家2006年首次被ST的上市公司和随机选取的20家非ST的上市公司组成，用于检验所构建的财务危机预警模型判断的准确率。因为ST公司都是由于t-1年的财务数据而被特别处理，所以两组样本都采用t-2年的截面数据进行分析。配对样本选取的估计样本按照与ST公司会计年度、同行业和资产规模差异<10%的原则配对选取。财务指标变量的选取包括：偿债能力指标，经营能力指标，盈利能力指标，成长能力指标。并特别指出为什么没有选用现金流量指标。根据前文对于预警模型的分析与评价，本文采用Logistic回归的分析方法。研究程序包括(1) 样本的选择(2) 变量的显著性检验(3) 相关性分析(4) 逻辑回归分析及检验

第五章实证研究部分本文搜集了120家公司的财务数据，第二组为检验样本，由20家2006年首次被ST的上市公司和随机选取的20家非ST的上市公司组成，用于检验所构建的财务危机预警模型判断的准确率。直观地表现出我国上市公司财务危机的现状，并对其成因从经营、财务和治理三个角度进行综合分析。最后建立多元线性判定模型，并且对它的有效性进行判定。本文在进行财务预警模型实证分析时，通过运用正态分布的K-S检验、独立样本的T检验以及Mann-Whitney U检验，对样本组的四大类14个财务指标进行显著性分析。研究发现在95%的显著性水平下，有10个财务指标具有明显的差异性，能够很好的区分ST样本组和非ST样本组。本文运用二元逻辑回归分析，采用Backwald(Wald)的方法对12个财务指标变量进行回归，最终有3个指标变量进入了模型，分别是x9、x1、x11。上述三个财务指标变量进行组合后建立的逻辑回归模型。最后把20家2006年首次被ST的上市公司和随机选取的20家非ST的上市公司的财务数据代入模型检验，得到模型总的预测准确率为87.5%

本文在对财务危机研究成果系统回顾的基础上，对财务危机从动态的角度进行定义，指出财务危机不是一个一蹴而就的过程，而是一个渐进的过程，从轻微的财务危机到严重的财务危机是逐渐演变的。财务危机处在潜伏时期时，各种表现都比较隐性，容易被忽视，企业应该把握财务危机发生的征兆，对企业生产经营财务状况一些异常的表现进行定性分析；同时还应该建立财务预警模型，进行定量分析，将定性分析和定量分析有机的结合起来，将财务危机扼杀在萌芽状态。一旦对财务危机的防范失效，应该立即启动危机处理系统，采取相应的措施，采取相应的措施，使企业避免破产，渡过危险。本文没有像类似的文章只是考虑了财务预警模型，而没有从本质上对财务危机进行分析。本文将财务危机与我国上市公司紧密结合搜集了120家公司的财务数据，120家公司由60家2007年首次被ST和*ST的上市公司和60家非ST的公司组成，用于构建财务危机预警模型；第二组为检验样本，由20家2006年首次被ST的上市公司和随机选取的20家非ST的上市公司组成，用于检验所构建的财务危机预警模型判断的准确率。因为ST公司都是由于t-1年的财务数据而被特别处理，所以两组样本都采用t-2年的截面数据进行分析。最大的亮点在于本文在财务指标的选择上摒弃了以往文献中对现金流量指标的选择，并提出了作者自己的思考。

由于作者的能力和有限，文中还存在一些不足之处。比如指标的选取是否合理，有些无法量化的因素没有放进模型考虑，没有考虑上市公司行业的差别，都可能对研究的结果产生一定的影响，有待将来进一步的研究。

4. 期刊论文 [康新花 上市公司财务危机的表现及防范措施 - 新疆农垦经济](#)2005(7)

财务危机是当前我国上市公司所面临的严重问题之一。本文主要以我国沪深两市的上市公司为研究对象，对上市公司财务危机进行识别，分析了财务危机的成因，并就如何防范财务危机等问题提出了完善法律法规、加大执法力度和普法宣传以及提高违规成本、建立完善上市公司的内部机制和加强公司的危机管理的基本观点。

5. 学位论文 [金波 我国上市公司财务危机预测及成因识别研究](#) 2008

上市公司发生财务危机,公司声誉将受到极大的损害,筹资活动、投资活动以及正常的生产经营活动都将受到较大程度的影响,投资者可能会因此而蒙受财产损失,经营者更是可能会遭受名誉和财产的双重损失。因此,上市公司的经营管理者要努力避免上市公司发生财务危机。

财务危机研究自上世纪60年代开始兴起,随后在世界范围内得到迅速发展,我国对财务危机的研究始于上世纪90年代。纵观国内外学者的研究,其内容主要集中在财务危机定义、财务危机预测以及财务危机成因分析等方面。本文以上市公司为研究对象,将证监会规定的上市公司财务状况异常定义为财务危机。从上市公司经营管理者规避财务危机的角度出发,基于财务危机预测→财务危机成因识别→规避财务危机的研究思路,对我国上市公司财务危机预测以及财务危机成因识别进行了研究。

本文的主要研究内容如下:

(1)财务危机预测研究。本文将TOPSIS方法引入到财务危机预测中,借鉴TOPSIS方法的双基点加权TOPSIS方法的权重赋予方法,以靠近理想解和远离负理想解为判据,客观地赋予预警指标权重,用相对贴近度来划分危机企业 and 非危机企业。112家上市公司的实例研究结果表明,双基点加权TOPSIS方法提前一年的预测精确度高达98.2%。

(2)财务危机成因识别研究。首先,本文根据财务危机和财务危机外部因素的定义,建立了上市公司财务危机外因识别模型,并在对企业外部环境风险进行分析的基础上,对模型的应用进行了探讨。此外,在学者们对我国上市公司财务危机内部因素已有的定性分析基础上,将灰色关联分析这一定量分析方法引入到财务危机内部因素的识别中,采用了房地产行业、零售业和社会服务业三个行业上市公司的数据资料进行了实证分析。实证研究结果表明,管理人员敬业程度、主营业务核心竞争力和企业债务结构的合理性是影响我国上市公司财务危机的主要因素。

(3)财务危机防范建议。在对全文进行总结的基础上,提出了构建财务危机预测系统、财务危机成因识别以及有针对性的采取措施的财务危机防范思路,并对具体的防范措施提出了建议。

6. 学位论文 [王丽英 上市公司财务危机预警模型实证研究](#) 2008

随着社会主义市场经济体制的建立和深入,企业将面临越来越激烈的市场竞争,如何在激烈的市场竞争中保持不败,是上市公司存在和发展的前提。在激烈的竞争中,由于客观环境的复杂性以及市场的瞬变性和不可预见性,再加上决策者素质水平的局限性,使得风险成为一种客观必然。在现实导致危机的因素很多,但大量的非财务性质的企业危机,往往都是以财务危机的形式出现的,财务危机是企业危机中最显著、最综合的表现。企业财务危机的产生是一个长期积累和逐步发展的过程。在企业财务危机从小到大的整个发展过程中,危机会表现出不同的财务特征。因此,建立财务预警模型,及早诊断出财务危机的信号,并采取相应的对策,帮助回避或化解可能出现的财务危机,实现企业的可持续发展,维护相关利益人的权益,具有十分重要的现实意义。

本文通过对国内外财务危机预警模型研究领域经典文献回顾,在对已有研究成果进行总结和评价的基础上,利用120家上市公司的资料建立Logistic预警模型,并利用Logistic预警模型实证的结果来验证财务危机理论假设。

本文由七章组成。第一章主要阐述上市公司财务危机的研究背景、意义,并对前人的研究成果进行综述评价;提出本文的研究思路和步骤。

第二章主要对财务危机的界定进行了理论分析,并对危机预警理论进行了简要的阐述。

第三章分析了我国上市公司财务危机发生的原因是指上市公司盈利能力不强、资本结构不合理、公司资产流动性差等。财务危机公司在财务报表上的资产结构、财务状况以及经营绩效等财务比率,与正常公司存在明显差异,同时公司治理也在一定程度上也影响企业的财务状况。本章从理论上对公司发生财务危机的概率与公司的偿债能力、资产管理能力、盈利能力、成长能力、现金控制能力、财务报表审计意见、公司治理等方面进行了理论分析和提出理论假设。

第四章对比了实践中常用的三种建立财务危机预警模型的方法。判别分析法中的一元判别分析简单易行,但对同一公司用不同的指标可能出现不同的预测结果,因此研究者更倾向多元判别分析,但多元判别分析必须在满足正态分布、等协方差的情况下才能使错判率最小。类神经网络对样本没有假设要求,具有很强的容错性和学习能力,但判别结果不具有解释性。多元逻辑回归分析对研究变量的分布没有任何要求,无需任何概率分布,也不需要等协方差。但多元逻辑回归中运用多变量分析,容易出现多重共线性的问题,同时最佳临界点难以确定。通过分析证实逻辑回归分析具有一定的优势,为解决多重共线性的问题本文将利用因子分析方法筛选指标和提取公共因子,然后利用所选指标或公共因子建立Logistic回归模型。

第五章是在对财务危机公司进行操作性定义的基础上选取了我国上市公司中31家2006年被首次特别处理的财务危机公司和29家2007年首次被特别处理的财务危机公司,按照1家危机公司配1家正常公司,以同行业、同规模、同时间窗为原则抽选了60家财务正常公司为对照样本,组成了一个样本容量为120家企业的研究样本;通过理论分析初步建立了以23个财务指标和6个非财务指标的财务危机预警指标体系,利用显著性检验和因子分析法筛选指标,浓缩成8个代表性指标和7个主因子;分别以这8个代表性指标和7个主因子采用Logistic回归方法进行回归分析,建立了两个Logistic预警模型;利用回判精度对两个模型进行评价,结果以主因子为自变量的Logistic模型的预警效果较优,这个模型较大程度地避免多重共线性的问题,在降维的同时又极大地保留了上市公司的各方面的信息,预测精度为89.2%,将ST公司误判为非ST公司的误判率为11.7%。

第六章将第五章的实证结果与第三章的理论假设进行对比分析,对模型中的变量与财务危机的关系进行了论证。

第七章对实证结果进行了总结,指出了本文研究的不足和尚待研究的问题。

本研究的独特之处在于:指标筛选过程细致严谨,解释度高。本文进一步完善了以往研究中对现金流量指标和公司治理指标的遗漏,选取多项现金流量指标和公司治理指标进入预警体系。通过对指标进行显著性检验和因子分析,筛选出与财务危机高度相关的8个代表性指标和7个主因子。弥补了以往研究中直接引入所有经过理论分析变量的不足。

7. 期刊论文 [张秋会、田高良、ZHANG Qiu-hui、TIAN Gao-liang 上市公司财务危机实时预警机制研究](#) -西安科技大学学报2005, 25(1)

中国加入WTO后,在给上市公司带来良好机遇的同时,也使其面临着严峻的挑战,笔者认为,互联网络环境下建立上市公司财务危机实时预警系统已势在必行.本文首先阐述了上市公司财务危机实时预警的前提条件,接着就上市公司财务危机实时预警的机制作了探讨,并提出了相关的建议.

8. 学位论文 [陈大江 基于现金流量的上市公司财务危机预警研究](#) 2008

一研究背景

随着市场经济的发展,我国企业取得了长足的进步。市场经济作为竞争性的经济,优胜劣汰是它的主旋律。有的企业在竞争中脱颖而出,但也有企业陷入危机,最后被淘汰出局。陷入危机的企业,表现形式多种多样,其中一种即是财务危机。财务危机(Financial crisis)又称财务困境(Financialdistress),财务危机发展到一定的程度就会导致企业破产(Bankruptcy)。企业因财务危机导致破产就不能履行应尽的责任,实际上是一种违约行为,所以财务危机又称为“违约风险”(Default risk)。无论理论上还是实务中,企业陷入财务危机是一个逐步恶化的过程,通常,从正常的财务状况逐渐发展到财务危机,最终导致破产。

企业破产,就被淘汰出市场,从全社会的角度来看是对资源的更有效的利用。但是从投资者、债权人的角度来看,则面临着投资或债权无法收回的现实困境,企业雇员则面临失业的威胁,企业的相关利益方可能由于企业被淘汰而受到损害。所以,对企业的财务健康状况进行有效的评估,对企业的财务风险进行估计,科学地预测企业面临财务困境的可能性,估计企业破产的可能,是非常有必要的。

早在上世纪三十年代,国外就开始对财务危机预警进行研究,取得了比较成熟的研究成果,建立了相关理论,得到了广泛的应用。国内却是从上世纪后期才开始,在这方面的研究尚属起步阶段,研究者对于数据的采集、指标的选取、方法的使用以及最终模型的检验上尚有许多分歧,另外大部分研究结果由于缺乏实际应用,需要实践的进一步检验。本文在借鉴国内外研究成果的基础之上,利用我国上市公司的相关指标,运用一定的统计方法构建预测模型,对适合我国的财务困境预测模型的指标及其构建方法进行有益的探索。

二本文结构及内容

全文主要分为四章,主要内容如下:

第一章,绪论。主要介绍本文的写作背景和意义,以及文章的研究内容和研究方法。

早期研究者只使用传统财务指标作为研究变量,虽然后来的研究者会把现金流量指标纳入模型,但使用现金流量指标作为主要变量、分析其对财务危机预测贡献度的研究者却很少。因此,本文在承接前人研究的基础上,利用SPSS13.0统计软件,使用现金流量指标作为主要研究变量,采用因子分析构建财务危机预警模型,进行实证分析。

第二章，财务危机预警文献综述。主要介绍了财务危机定义，国内外对于财务危机预警的研究成果及现状，介绍、分析、比较了具有代表性的财务危机预警模型。

首先，从不同学者对财务危机(Financial crisis)的不同的解释中，得到企业陷入财务危机，其实就是企业的盈利能力显著下降或丧失，导致企业发生“违约”(Default)的可能性显著升高的状况。实证研究中，国外学者大多以破产企业作为陷入财务危机的研究对象，但国内对于企业财务危机的研究，主要是限于上市公司。而截止到现在，没有任何一家上市公司申请破产。因此，国内学者研究的财务危机公司，主要是被ST(special treat, 特别处理)的公司，把ST公司作为进入财务危机的标志。本文沿用国内大多数学者的观点，将被ST公司界定为财务危机公司。

其次，重点分析了财务危机预警模型。自20世纪60年代以来，许多学者利用现代统计原理和方法，借助于先进的计算机手段，作了大量的实证研究工作，提出了许多财务危机预警模型。财务预警模型的种类很多，常见的有以下五类：一元判定模型(Univariate)、多元判定模型(Multiple Discriminant Analysis, MDA)、多元逻辑(Logit)回归模型、多元概率比(Probit)回归模型、人工神经网络(ANN)模型。本文分析比较了各种模型的实用范围、优缺点等。自Logit模型开创以来，由于其不需严格的假设条件，且预测精度较高等优点，在财务危机预警研究领域一直占据主流地位。本文仍将沿用Logit模型，采用Logistic回归函数进行研究。

第三，对利用现金流量指标作为变量建立危机预警模型进行综述。虽然有的企业具有很好的会计利润，但由于企业资金链断裂，丧失支付能力而导致财务危机。基于此，有些学者认识到，财务预警系统的重点应是现金及其流动，充分挖掘现金流量信息的预测价值应成为未来研究企业财务预警的趋势。并且相关研究指出，利用现金流量指标建立的模型也能得到很好的预测效果。

最后，通过以上的分析，得到如下的启示：本文拟采用现金流指标，运用Logistic回归函数，构建现金流财务危机预警模型，对以前的研究做出补充。

第三章，Logistic回归模型的构建和检验。介绍了本文研究的数据来源、样本选取方法，指标的筛选和模型的构建及检验等。
本文按照一定的标准，选取了2007年被特别处理的60家ST公司作为财务危机公司；同时，按照1比1的配对原则，选取了60家非ST公司作为对照样本。两组样本共计120个，作为研究对象。将其中的80家(40家ST公司，40家非ST公司)作为建模样本，40家(20家ST公司，20家非ST公司)作为检验样本。
在财务指标方面，本文从偿债能力、获现能力、现金结构和发展能力等方面来反映企业财务状况。为使指标更具普遍性和代表性，引入了资本累计率和主营业务收入增长率两个传统的财务指标。具体包含四大类共28个指标。采用非参数方法对其进行显著性检验，测定指标间的相关度，采用因子分析法提取主成分因子，然后按逐步向后回归法中的似然比检验(Backwald: Likelihood Ratio)向后逐步剔除变量，从而完成指标的筛选。

在进行逻辑回归之后得到包含经营净现金流量流动负债比率、净资产获现率、每股现金净流量等指标的预测模型。并对模型进行了回代检验和独立样本验证。从回代检验的效果看，模型在危机发生前三年、前两年的总体正确率分别为70%和76.25%；从独立检验的效果看，模型在危机发生前三年、前两年的总体正确率分别为67.5%和77.5%。从统计效果看，具有一定的实用性。

第四章，研究结论和对策建议，对全文进行总结。
根据本文的研究，可以得到如下结论：现金流量表披露的信息中包含有公司财务健康状况的信息，可以建立针对上市公司财务困境预测模型，能对其他学者的研究起到补充作用；距离危机时间越近，获现能力越重要；利用现金流量指标建立的模型，财务危机发生的T-2年、H-3年都具有预测能力。
本文在如下方面，需要改进：指标单调，不能全面反映企业的真实状况；相对中国的上市公司，样本量少；配对样本1:1进行配对的设置缺少理论依据；不分行业进行财务危机预测，可能导致预测准确度下降。

最后，从财务的角度介绍了解除财务困境的对策。
三、本文的主要贡献
本文在前人研究的基础上，利用成熟的Logistic回归模型，采用现金流量指标作为研究变量，对财务困境预测模型的研究进行了探讨，建立了相应的财务危机预测模型。研究中，本文对以下几个方面进行了修正和创新：

- 1、本文采用现金流量指标体系为主，对传统财务指标模型起到补充作用。
- 2、本文采用的财务指标体系，26个来源于现金流量表，包括了现今对现金流量表分析的主要财务指标，现金流量指标系统全面。通过对财务指标的分布检验，发现大部分指标不服从正态分布，在进行显著性检验时，不能像以前的很多研究，采用T检验法。因此，本文采用非参数检验方法Mann-whitney-wilcoxon代替T检验。
- 3、由于指标不服从正态分布，不能满足普通模型服从正态分布、等方差的假设，因此选用多元Logistic回归方程，该方程不要求严格的假设条件。
- 4、样本公司选择2007年被ST的上市公司，进行对比的样本也选择同一年的，排除了不同年份宏观经济的影响。
- 5、为了解决因子间存在的多重共线性问题，本文采用因子分析方法，对国内外相关研究中存在的这一不足进行了改进。

四、本文的研究意义
企业发生财务危机是一个渐进的过程，在此过程中，会有一些指标异于经营正常的公司。如果能够利用财务数据，建立预测企业发生财务危机的模型，势必对各利益相关者具有重大的现实意义。

- 1、对于管理当局，可以及早发现企业经营存在的问题，找出解决办法，避免企业经营进一步恶化。
- 2、对于股票投资者，可以预见企业发生财务危机的可能性，从而做出理智的决策，减少企业价值下跌导致的损失，降低投资风险。
- 3、对于政府，可以向广大的投资者做出必要的事前警示，避免很多事后监管带来的弊端；同时，对于可能陷于困境的公司提供及时的援助，避免其陷入财务困境。
- 4、对于债权人，可以评估企业发生财务危机的可能性，根据评估结果对企业做出适当的信用评级，保护自己的合法利益。

9. 期刊论文 田高良, 蒋昆, 胡凯 上市公司财务危机实时预警系统研究—当代经济科学2002, 24 (4)

我国加入WTO后，在给上市公司带来良好机遇的同时，也使其面临着严峻的挑战。笔者认为建立上市公司财务危机实时预警系统已势在必行。本文首先阐述了上市公司财务危机实时预警的基本前提，接着就如何架构上市公司财务危机实时预警的模式和机制作了探讨，并提出了相关的建议。

10. 学位论文 陈冬至 公司治理结构变化与财务危机识别的关系研究—基于中国深、沪两市ST上市公司的实证研究

2008

财务危机研究是经济领域的一个重要问题。企业财务危机的爆发，不但会危及企业自身的生存和发展，损害股东、债权人和职工的利益，还会在资本市场的作用下将财务失败的成本转嫁给公众，从而产生广泛的社会影响。因此，挖掘财务危机发生的深层次原因，帮助公司避免陷入财务危机已经成为各利益相关方的迫切需求。

在经济环境日益复杂的今天，导致公司发生财务危机的原因有很多，但公司治理的失败是公司发生财务危机的根本原因。因为公司治理的低效率会使管理层的权力缺乏监督和制衡，由此造成的巨大的代理成本将使公司发生财务危机的可能性大大增加。

本文以被特别处理作为上市公司陷入财务危机的标志，从股权结构治理结构和董事会治理结构两个角度考察了公司治理结构变化在财务危机发生过程中的累积影响；采用实证分析的方法，利用SPSS统计软件，对中国上市公司治理结构变化与公司财务状况变化之间的关系进行了回归分析。

经过实证数据的分析，本文得出以下结论：其他股东对控股股东制衡能力的减弱将使公司发生财务危机的概率增加；独立董事的频繁更替是公司趋于财务危机的征兆。

相对于以往的研究，本文注重从纵向的角度动态的考察公司治理结构变化和财务危机之间的关系，较为详细的分析了在公司发生财务危机的过程中，公司治理恶化所产生的作用，以期使本文的研究结论和建议对上市公司、政府监管部门以及投资者而言具有一定的借鉴意义。