Research on Enterprise Financial Risk Based on Radial Basis Function Neural Network

Peng Zheng¹ Jianhua Zhu¹

¹School of Finance, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang Guizhou ,
China

¹503084862@qq.com, ²948841731@qq.com

Abstract

Enterprise financial risk research is based on the enterprise's operating conditions, financial indicators and other factors, the enterprise financial management activities exist in the financial risk detection and diagnosis. The effective measurement and prediction of financial risk can effectively prevent the financial crisis of enterprises and protect the interests of investors and managers. 171 listed companies in Shanghai and Shenzhen two city in 2016 as the research object, construct the research model of financial risk of Listed Companies in China Using RBF neural network method and discriminant analysis method for comparative analysis, trying to explore new way of mining research enterprise financial risk from the perspective of data. The empirical results show that the research system of enterprise financial risk based on RBF neural network model has good analytical ability, and can effectively control and prevent financial risk.

Keywords

Financial Risk; Radial Basis Function Neural Network; Discriminant Analysis

基于径向基神经网络的企业财务风险研究

郑鹏¹ 朱建华¹

¹ 贵州财经大学, 贵阳 550025, 中国

摘要：企业财务风险研究是指通过对上市公司的财务状况、经营成果、现金流量等财务指标，对企业日常财务经营管理活动中存在的财务风险进行识别、诊断和监测。企业财务经营风险的有效度量 and 预测能够有效防范企业财务危机，保护投资者及企业管理者的利益。本文以 2016 年沪深两市 171 家上市公司为研究对象，利用径向基神经网络方法构建我国上市公司的财务风险研究模型，并以判别分析方法作为对比分析，试图从数据挖掘角度探索企业财务风险研究的新思路。实证研究结果表明：基于径向基神经网络模型的企业财务风险研究体系具有较好的分析能力，能够有效的控制和预防财务风险。

关键词：财务风险；径向基神经网络；判别分析法

1. 引言

随着我国改革开放进程的不断深入,我国资本市场不断的成长与发展,证券市场已成为我国企业资金筹集和流通的重要场所,但激烈竞争的市场环境使一些上市公司频繁出现连年亏损、资不抵债等财务经营情况,沪深两市不断涌现的特别处理(ST)及退市风险警示(*ST)公司就显著映射了这一问题。

我国证券市场上,陷入财务困境的公司的数量在呈递增的趋势发展,并且由此给各方也造成了非常严重的损失和后果。有效地防范和控制企业财务风险,避免陷入财务困境,对于上市公司和众多股东,甚至是整个市场而言,都有着非常重要的意义。因此,研究上市公司财务风险的形成机制,对于有效防范企业财务风险,保障投资者利益具有重要的理论意义和现实意义。

2. 文献综述

广义的企业财务风险是指企业的实际财务收益与其预期的财务收益目标发生的偏离。它贯穿于企业的经营、筹资、投资以及盈利分配的经济活动中,这些经济活动的任何一个环节出现问题都会导致现金流的异常,最终会以财务异常的形式表现出来。相应的狭义的财务风险是指,企业不能按时偿还到期的债务,而导致企业的破产。企业财务风险研究,是指通过企业财务报表、经营计划等相关资料,借助财务管理、统计分析、财务会计、企业管理以及市场营销等理论,采用定性或定量的方法,分析及预测上市公司财务活动和未来发展状况,以期发现企业经营管理活动中的

财务风险,提前做出警示,防止企业财务风险逐渐演变成经营风险。

王克敏等(2006)^[1]在以往财务指标体系的基础上引入投资者保护等新的控制变量,深入比较基于财务、非财务指标及综合指标的预测模型的有效性,提出相关政策建议。周辉仁等(2010)^[2]提出一种基于递阶遗传算法和BP神经网络的财务预警模型,该模型的分类精确度更令人满意,根据上市公司的财务数据用所提出的方法进行企业财务风险分析是可行的。李红琨(2011)^[3]运用logistic模型和线性概率模型,借助上市公司现金流指标对企业财务状况进行预测。秦莹等(2013)^[4]采用2011年沪市消费业上市公司的财务数据,构建了一个基于主成分分析和Logistic回归分析方法为模型的财务分析模型。王明胜(2013)^[5]以Montecarlo-VaR(在险价值)测度指标,采用沪深300指数,促使我国金融市场财务风险研究向动态研究方向深化。张亮(2015)^[6]引入信息融合技术对不同数据挖掘分类方法得到的结果进行融合处理,提高了财务预警准确率。

目前,主流的分析企业财务风险的研究方法主要有模糊判别法、定量分析方法以及采用现代计算技术的人工智能算法。以上文献大多采用定量的研究方法,运用logistic模型、BP神经网络模型等对企业财务困境进行研究,取得了较好的预测结果。而基于径向基神经网络模型对企业财务预警进行研究的较少,径向基神经网络作为一种能自动获取样本信息的非线性预测模型,自组织、自学习、超强记忆性以及良好容错能力等优点使之在对非线性及含噪声数据进行分析处理时,具有得天独厚的优势。因此,本文基于径向基神经网络方法对企业财务风险进行研究,并以传统的判别分析作为对比,对比研究两种分析方法

的输出结果，以期从数据挖掘的角度为企业财务预警提供一个新的思路。

3. 模型介绍

人工神经网络（Artificial Neural Network, ANN）是在现代神经生物学研究成果的基础上发展起来的一种基于模拟生物大脑的结构和功能而构成的信息处理系统，按照一定的链接方式，大量神经元组成一个具有智能效应的仿生网，通过广泛连接构成一个范围极大地并行处理操作系统。神经网络不需预知其训练数据中输入输出之间的函数关系，而以数据驱动的方式解决问题。神经网络具有非线性映射和并行处理的特点，能够以特定的网络结构来表达输入空间与输出空间的映射关系，从而达到处理信息的目的。

径向基神经网络（Radial Basis Function Neural Network,简称 RBF）是在借鉴生物局部调节和交叠接受区域知识的基础上提出的一种采用局部接受域来执行函数映射的人工神经网络。它是一个3层的网络，包含输入层，具有一个通常是高斯函数神经元的隐含层和输出层，它属于有监督学习前馈神经网络。

在 RBF 神经网络中，输入层、输出层与隐含层作用各不相同，其中，输入层是起到传输信号的作用；隐含层采用非线性的优化策略，可以对激活函数的参数进行调整，不过学习速度相对较慢；输出层学习速度较快，它通过线性优化的策略对权重进行调整。

径向基神经网络的工作原理是低维空间的非线性可分性问题被映射到高维空间，在高维空间中可以线性分离。在径向基神经网络中，隐含层的神经元数目一般比 BP 神经网络多，并且，隐含神经元的传递函数是非线性

函数，完成了从输入空间到隐含层的非线性变换。在径向基网络中，输出层能够对隐层空间模式进行线性分类，完成隐含层一输出层的线性变换。

4. 基于径向基神经网络的企业财务风险模型构建

4.1. 上市公司财务风险指标体系的构建

财务风险分析是利用企业提供的财务报表等信息，使用不同的分析方法，分析预测业务活动，财务活动，找出企业潜在的财务和经营风险，并在危机来临之前发出警告，避免潜在的财务、经营风险转化为实际损失。

为了更全面地反映企业的财务状况，本文参考了皎涛（2011）^[7]关于财务风险的指标体系，同时遵循系统性原则、全面性原则以及动态性原则，在研究数据能够可得的前提下，从企业营运能力、资本结构、偿债能力、盈利能力四个层面选取了 13 个具体财务指标（如表 1 所示）作为研究指标体系。

表 1 企业财务风险的指标体系

指标大类	研究指标名称	指标计算公式
资本结构	资产负债率	负债总额/资产总额
	权益乘数	资产总额/股东权益总额
	流动资产比率	流动资产/总资产
盈利能力	销售净利润	净利润/销售收入
	净资产收益率	营业利润/所有者权益合计
营运能力	存货周转率	营业收入/年平均存货余额
	应收账款周转率	销售收入净额/应收账款平均余额
	流动资产周转率	主营业务收入净额/平均流动资产总额
	固定资产周转率	营业收入/年平均固定资产净额
	总资产周转率	营业收入/年平均总资产
偿债能力	流动比率	流动资产合计/流动负债合计
	速动比例	期末速动资产/期末流动负债
	产权比例	负债总额/股东权益

所选指标的经济含义:

资产负债率反映上市公司的偿付能力,资产负债率越高表明上市公司的偿付能力越低,比率越低则说明上市公司资产的运用不够充分。

权益乘数是资产总额与股东权益总额的比值,该比值越大说明所有者投入资本在全部资产中的比重越小,企业负债的程度越高;反之,该比率越小,表明企业的负债程度越低,债权人权益受保护的程度越高。

流动资产比率表示上市公司所有者权益中流动资产所占的份额。

销售净利率一般来说越高越好,该比率越高,获利能力越强。

净资产收益率是上市公司税后利润与净资产之比,该指标值越高,说明上市公司进行投资带来的收益越大,自有资本获得净收益的能力越高。通常,负债与净资产收益率呈正相关变化。

存货周转率反映存货在生产经营活动中的流转速度,存货的流动性、生产经营连续性,企业的短期偿债能力、提高资金的使用效率及存货资金占用量之间息息相关。存货周转率可以衡量企业存货运营效率,还可以评价企业的经营业绩,反映企业的绩效。

应收账款周转率说明在一定的时间段内上市公司应收账款变现的平均次数,它表示上市公司从获得应收账款,到收回应收款项所需要的时间。

流动资产周转率是衡量上市公司流动资产周转速度的重要指标,从流动资产角度对上市公司财务资产的利用状况进行分析。

固定资产周转率,也称固定资产利用率,表示在一个会计年度内,固定资产周转的次数,固定资产的周转次数越多,则周转天数越短;周转次数越少,则周转天数越长。

总资产周转率反映了企业的整体业务能力,一般来说,营业额天数越少,资产转换次数越多,表明营业额越快,经营能力越强。

流动比率用来衡量上市公司的流动资产偿还债务的能力。一般来说,流动比率越低,表明流动性越弱,短期偿债能力也越弱,反之亦然。

速动资产通常包括短期投资,应收账款等,是衡量速动资产迅速变现能力的重要指标,该类资产流动性较强,通常可以在较短的时间内变现。

产权比例能够评估上市公司资金结构是否合理,可以反映股东持有的股份过多或不充足等问题。这个比例反映企业的长期偿债能力,是企业财务结构是否稳健的重要标志。该指标表明投资者提供的资金来源与债权人之间的相对关系,企业产权比例低,自有资本占总资产的份额越大,长期偿债能力也就越强。

4.2. 样本选择与数据来源

上市公司财务报表能够反映公司财务状况和发展趋势等。目前,国内的研究都是以ST与*ST企业作为财务困境样本公司。本文选取2016年沪深两市上市公司中ST与*ST企业作为研究样本,在剔除了数据缺失的上市公司后,共有57家ST与*ST企业。同时,按照1:2的比例随机选取114家非ST与*ST企业上市公司作为匹配样本。在样本指标处理中,ST与*ST企业设定为1,非ST与*ST企业设定为0。全部样本按照7:3的比例分为训练样本和测试样本,本文数据均取自Wind数据库。

5. 实证分析

5.1. 径向基网络输出结果

运用 SPSS 22 软件对选取的样本、指标进行处理，将输入、输出指标录入径向基神经网络模型，样本观察值处理摘要如表 2 所示：

表 2 观察值处理摘要

		N	百分比
样本	训练	118	69.8%
	测试	51	30.2%
有效		169	100.0%
已排除		2	
总计		171	

本文共选取 171 家上市公司作为研究样本，设定训练样本与测试样本 7:3 的比例，软件将训练样本公司数设定为 118 家企业，测试样本企业共计 51 家，排除掉 2 家公司后，合计有效的样本为 169 家上市公司。通过软件分析得出如下表 3 输出结果：

表 3 企业财务风险研究输出结果

样本	观察值	预测值		
		0	1	正确百分比
训练	0	76	3	96.2%
	1	10	29	74.4%
	整体百分比	72.9%	27.1%	89.0%
测试	0	32	3	91.4%
	1	7	9	56.3%
	整体百分比	76.5%	23.5%	80.4%

通过径向基神经网络模型的输出结果可以看出，模型的训练样本的整体正确百分比达到 89.0%，其中训练样本中非 ST 企业的预测正确百分比高达 96.2%，ST 企业的预测正确百分比达到了 74.4%；测试样本的正确百分比也达到了 80.4% 的水平，其中非 ST 企业的预测正确百分比达到 91.4%，ST 企业的预测正确百分比达到 56.3%，模型整体预测水平较好，ST 企业正确百分比低于非 ST 企业，这是由于 2016 年 ST 企业的数量相对非 ST 企业数量相对较少，样本选取范围有一定局限。

通常来讲，将财务危机公司误判为非财务危机公司，这种被称为第二类错误；将非财务危机公司误分为财务危机公司，这种错误是第一类错误，我们来分析径向基函数的处理结

果发生第一类错误和第二类错误的概率。在训练样本中，非财务危机公司有 79 家，其中 3 家被误分为 ST 企业，因此第一类错误的概率是 3.80%；ST 企业有 39 家，其中有 10 家企业被误判为非 ST 企业，发生第二类错误的概率是 25.64%。测试样本中，非 ST 企业共有 35 家，其中 3 家被误判，发生第一类错误的概率为 8.57%；ST 企业共有 16 家，其中 7 家被误判，发生第二类错误的概率为 43.75%。二者合计，发生第一类错误的概率为 6.185%，发生第二类错误的概率为 34.695%，发生第二类错误的概率明显高于第一类错误。

5.2. 判别分析法输出结果

判别分析法是根据观测到的样本的若干数量特征（称为因子或判别变量），对样本进行归类、识别，判断其属性的预报（预测）的一种多元统计分析方法。运用 SPSS 软件对上述数据指标进行分析，录入判别分析模型，软件输出结果如下：

表 4 分类结果矩阵

财务危机状态			预测的群组成员资格		总计
			0	1	
原始	计数	0	112	2	114
		1	14	43	57
	%	0	98.2	1.8	100.0
		1	24.6	75.4	100.0

a. 90.6% 个原始分组观察值已正确的分类。

通过上述分析，我看可以发现，通过判别分析训练样本中，非 ST 企业共有 114 家，其中有 2 家企业被误判为 ST 企业，因此，发生第一类错误的概率为 1.75%，ST 企业有 57 家，其中 14 家企业被误判为非 ST 企业，因此，发生第二类错误的概率为 24.56%。综合径向基函数的输出结果，两种分析方法发生第二类错误的概率都明显高于第一类错误。

最后汇总了将所有样本包括训练样本和待判样本采用判别分析法判别

后所属类别与原始类别相比较，由汇总结果可知采用判别分析法判别正确率为 90.6%。

6. 结论

本文运用 RBF 神经网络和判别分析法对我国上市公司财务状况进行分析，分析表明 RBF 神经网络模型和判别分析法对于我国上市公司均具有较好的预测效果，模型具有一定的预测能力，其中径向基神经网络模型的预测准确率为 89.0%，判别分析法的预测准确率为 90.6%。因此，本文基于径向基神经网络构建的财务风险模型对上市公司的投资者与管理者而言具有一定的价值。在当前，我国上市公司面临巨大的挑战，同时也面临更多的机遇，管理者应当从财务风险分析的角度，综合运用 RBF 神经网络模型和判别分析方法，防范企业财务风险：

第一，建立健全相关法律制度，完善上市公司财务风险管理的顶层设计，切实保护中小股东利益；有关部门应组成协查委员会，加强上市公司对外担保、重大关联交易等信息披露；同时，防止大股东资金占用过大，防止利用各种方式转移公司资产，从根本上避免公司陷入财务困境；

第二，加强上市公司内部控制制度的完善，优化公司组织治理结构，通过强有力的措施监督公司控制权，建立财务风险监管沙盒机制，建立健全多层次的财务风险预警体系；

第三，建立一个良好的防范企业财务风险的外部环境，提高管理人员的风险意识，对企业管理层人员进行企业财务风险知识的培训，提高认识，对企业存在的潜在风险能够尽早发现，并及时采取应对措施。

参考文献

- [1] 王克敏,姬美光. 基于财务与非财务指标的亏损公司财务预警研究——以公司 ST 为例[J]. *财经研究*,2006,(07):63-72.
- [2] 周辉仁,唐万生,任仙玲. 基于递阶遗传算法和 BP 网络的财务预警[J]. *系统管理学报*,2010,(01):1-6.
- [3] 李红琨,陈永飞,赵根. 基于现金流的财务预警研究:线性概率模型与 Logistic 模型之应用比较[J]. *经济问题探索*,2011,(06):102-105+111.
- [4] 秦莹,刘冰. 基于现金流量的企业财务预警[J]. *统计与决策*,2013,(07):173-176.
- [5] 王明胜. 证券市场动态风险价值衡量研究——基于 Montecarlo-VaR 方法[J]. *中南财经政法大学学报*,2013,(06):74-78.
- [6] 张亮,张玲玲,陈懿冰,腾伟丽. 基于信息融合的数据挖掘方法在公司财务预警中的应用[J]. *中国管理科学*,2015,(10):170-176.
- [7] 皎涛. 径向基函数神经网络优化及其在企业财务预警中的应用[D]. *西安电子科技大学*,2011.