

# 基于MLP神经网络构建 小企业信用风险预警模型

郭文伟<sup>1</sup>(博士) 陈泽鹏<sup>2</sup> 钟明<sup>2</sup>

(1.广东商学院金融学院 广州 510320 2.华南理工大学工商管理学院 广州 510641)

**【摘要】** 本文首先从企业特征、股东特征、合约特征和财务特征四大方面构建了一个多层次的小型企业信用风险评价体系,然后用主成分分析法对评价指标进行降维并提取公因子,再采用基于多层感知器(MLP)的神经网络技术来挖掘我国小型企业的信用风险的关键影响因素,最后构建了五分类模式下的信用风险预警模型。结果表明:企业特征(总资产、净资产、销售收入、企业形式、所处区域、企业年龄和企业性质)、财务特征(存货周转率、总资产报酬率)和合约特征(基于权益的融资占比)对其信用风险具有重要影响,在构建小型企业信用风险预警模型时,必须高度重视这些特征因素。而基于主成分分析法的MLP模型具有运行速度快、预测精度高的优点,是一种可靠有效的小型企业信用风险预警模型。

**【关键词】** 小型企业 信用风险 主成分分析法 预警模型

## 一、引言

目前我国对小型企业的界定还比较模糊,本文根据银行对信贷客户的分类标准,将年销售收入和资产总额均在5000万元以下的企业认定为“小型企业”。这类企业一般具有以下特点:①企业规模普遍较小,成立时间短;②成长环境处于劣势,获取外部资源难度较大,未来发展不确定性大;③信息不对称,较难以获得交易对手的信任;④创业者(股东)是企业的核心和灵魂人物,对企业经营决策有着至关重要的影响。

从全球范围来看,小型企业一直面临显著的宏观经济效益与微观融资成本的矛盾,这主要体现在两个方面:一方面,小型企业在促进经济社会发展、增加就业、推动科技创新、保持市场竞争活力、保障价格机制运行等方面发挥着重要的作用;另一方面,作为微观主体的小型企业却一直由于融资困难等问题而时常陷入生存和发展的困境。

2008年金融危机以来,国内外经营环境持续恶化,在面临原材料和劳动力等成本不断高涨的条件下,我国不少小型企业因为经营困难和融资难而濒临倒闭的边缘。小型企业融资难主要源于三方面的原因:第一、企业自身先天不足,如创业初期资产规模较小、未来发展不确定性大、信用缺失、风险较高等;第二、我国商业银行的信用风险评价模式长期以来主要面向大中型企业,而对小型企业信用风险的影响因素有所忽视,更谈不上对其做出科学而客观的信用风险评价和授信决策;第三、以往关于企业信用风险的理论研究侧重于大企业而忽视小企业,注重财务指标而忽视非财务指标,注重企业有形资产而忽视无形资产,注重企业自身表内信息而忽视表外信息,注重企业自身信息披露的规范性而忽视合作企业、交易过程、融资产品在缓解信息不对称方面的作用。

可见,从理论上研究小型企业信用风险预警的必要性,调整商业银行对小型企业的风险评价模式,构建专门的小型信用风险预警模型,优化银行对小型企业的融资政策、授信思路和产品线,也是解决小型企业融资难问题的一个重要方面。而如何克服传统理论研究的局限性,构建专门的小型信用风险预警模型已成为解决小型企业融资难的一个重要课题。为此,本文以小型企业为研究对象,将其信用风险因素范畴由财务因素拓展到非财务因素,在对评价指标进行主成分分析的基础上,采用基于多层感知器的神经网络分析法来构建五分类模式下的信用风险预警模型。

## 二、文献综述

从现有文献研究结论来看,有关企业信用风险的影响因素可归纳为四大类:财务特征、企业特征、股东特征和贷款合约特征。下面逐一归纳相关文献在这四个方面的论述。

### (一)财务特征与信用风险

从财务视角来研究企业信用风险的影响因素一直是国内外学者研究的重点,至今研究已相对成熟,成果颇为丰硕。1966年以来,以Beaver(1966)、Altman(1968,1977)、Ohlson(1980)、Tyler Shumway(2001)、Sjur等(2001)为代表的近30位学者,分别采用不同的信用风险定义(如是否违约、破产与否、财务困境等),应用单变量判别分析法、多变量判别分析法、Z值模型、Logit回归模型、离散时间风险模型、期权定价理论、神经网络等不同方法和模型对多个国家和地区的不同类型企业进行信用风险影响因素分析,他们的研究结果均认为企业财务特征与信用风险之间存在显著的相关关系。

在营运能力因素方面,陈静(1999)、陈晓、陈治鸿(2001)、Bernd等(2003)、Alessio(2005)、于立勇、詹捷辉(2004)、张爱民

等(2001)、吴世农、卢贤义(2001)、吕长江(2004)等的研究表明:总资产周转率、流动资产周转率、应收账款周转率、存货周转率、劳动生产率[(净销售收入-原料成本)/人员费用]及净收入与企业信用风险显著负相关。

在盈利能力因素方面,Beaver(1966)、Altman(1968,1977)、陈静(1999)、吴世农、卢贤义(2001)、刘京军、秦宛顺(2006)等多位学者的研究表明:总资产收益率、净资产收益率、销售利润率、主营业务利润率及盈利增长指数、股票回报率标准差、超额回报率与企业信用风险显著负相关。

在偿债能力因素方面,Beaver(1966)、Altman(1968,1977)、Ohlson(1980)、陈静(1999)等的研究结论认为,企业的信用风险与资产负债率和税收折旧前收入负债比率正相关,与流动比率、速动比率、息税前收益/利息成本、现金流动负债率、净资产应收款比率、权益市值对总负债比率、现金流负债比率、股东权益比率负相关。

在发展能力因素方面,Ohlson(1980)的研究结果表明,企业信用风险与收入增长率负相关。张爱民等(2001)、吴世农和卢贤义(2001)等认为,总资产增长率、资本积累率、盈利增长指数、资产增长率、股东权益增长率、主营业务收入增长率等指标与企业的信用风险密切相关。

## (二)企业特征与信用风险

企业特征主要包括企业规模、企业年龄、注册资本和行业分类等。自1977年Altman等学者首次提出应将企业规模纳入信用风险影响因素范畴以来,国内外已有不少学者就企业特征变量对信用风险的影响进行了研究,他们普遍认为,企业规模、企业年龄与信用风险负相关。在这方面比较有代表性的是Altman(1977)、吴世农、卢贤义(2001)、吕长江(2004)、任兆璋、杨绍基(2006)等的研究。大部分研究结论表明:与小企业相比,大企业有内在优势,更具有生存能力。

在行业特征方面,对企业行业分类的研究较少,这可能是执行行业分类的国家、地区及相关行业较少,且数据较难获得的原因。Brooks等(2006)实证研究了影响违约回收折现率的因素,其结论是折现率随着所处产业的兴衰变化而变化。杨志明(2005)、任兆璋、杨绍基(2006)、刘方根(2008)认为在分析企业信用风险影响时,应考虑行业及其支持程度的因素。

在企业经营年限方面,目前国内外研究的文献还不多。Tyler Shumway(2001)、刘方根(2008)等在研究中认为,在贷款决策和信用风险管理中,对还款来源的风险评估要考虑企业经营年限因素;Sjur等(2001)、Alessio(2004)等通过实证研究发现,信用风险与企业经营年限负相关。

## (三)股东特征与信用风险

股东特征包括股东的从业经验、个人资信、专业能力以及对企业债务的风险分担(即担保与否、担保程度、连带责任或一般责任)等。小型企业由于企业规模较小、成立时间短,企业的股东多为关联方关系人,加之企业内部治理机制不健全、财务信息不规范,这些缺陷决定了小型企业在融资时往往无法

提供符合银行要求的抵押品,需要采取包括股东担保在内的第三方担保。因此,小型企业股东特征较其他类型的企业而言,对企业的生产经营和信用风险的影响都较大。

刘方根(2008)和张君立等(2008)基于新创企业的管理视角认为,在企业初创阶段,企业股权结构单一,多采取高度集权式管理模式。这种管理模式有利于创业股东采取灵活、创新的管理方式来有效地配置资源,创造新的能力,因此小型企业信用风险与创业大股东的特征可能存在一定的关联性,对其贷款风险评估要考虑第三方担保等因素。Crosbie(1999)从企业股东自身利益最大化视角阐述了其偿还企业债务的行为选择,在理论模型上进一步说明了企业股东的个人资信等特征对企业违约风险的发生存在重大影响。

上述研究表明,股东特征对企业信用风险有着重要的影响,而对于小型企业而言,其影响程度则更为突出。在信息不对称的情况下,引入第三方担保有助于缓解信息不对称的程度,提升企业的违约成本,从而达到对企业增信的目的。因此,对小型企业信用风险进行评价时必须考虑股东特征因素(如,是否为企业债务提供担保、股东的个人品质、从业经验等),它们对小型企业的信用风险具有重要的影响。

## (四)合约特征与信用风险

银行与企业合作的合约特征包括融资产品、期限、定价的安排等。近年来,有学者提出在分析企业的信用风险时应考虑合约特征包括银行风险偏好方面的因素。Hamilton(1999)的研究表明,采取合约担保方式有助于降低企业的违约风险。安东尼·桑德斯(2001)在《信用风险度量》中指出,合约条件是信用风险的缓冲因素。Bernd(2003)、任兆璋、杨绍基(2006)的实证研究表明,信用风险与合同期限和担保方式显著相关。显然,对于信息不对称程度最严重的小型企业而言,合约的安排对于信用风险的防范很可能起到更为重要的作用。而银行对企业融资的不同产品安排和产品组合,就是合约特征和风险偏好的重要载体和具体体现。因此,评价小型企业的信用风险也需要重点考虑合约特征这些非财务因素。

## 三、实证研究

### (一)小型企业信用风险预警模型的选择

企业信用风险的预警方法有很多,主要包括判别分析模型、Logit模型、Probit模型、离散时间风险模型、时间序列累积求和模型、神经网络模型、遗传算法和支持向量机等。总的来说,对于企业信用风险的影响因素挖掘日益深入,从财务数据到非财务数据;同样,研究方法也日趋系统化、智能化和复杂化,对于企业信用风险的预测和评价效果也越来越精确。就常见的多元判别分析、Logit回归和人工神经网络三种模型来说,均能较好地预测企业信用风险,其中人工神经网络模型的预测准确率最高,Logit模型次之,多元判别模型相对较差。为此,本文拟采取在人工神经网络技术中相对完善的多层感知器方法,结合小型企业相关数据来全面挖掘其信用风险的关键因素,从而构建企业信用风险预警模型。

神经网络(Neural Networks, NN)方法是一种模拟生物神经系统、具有学习功能的方法,它是一个由大量神经元广泛相互连接而成的非线性复杂计算网络系统,其结构一般由一个输入层、若干个隐含层和一个输出层组成,它能深入挖掘隐藏在影响因素背后数据之间的复杂关系。神经网络方法应用于信用风险管理时,一方面利用其映射能力,方便建模,另一方面利用其泛化能力,即在经过对一定数量带噪声的样本进行训练后,网络可以抽取样本隐含的特征关系,并对新情况下的数据进行内插和外推,以推断其属性。正是由于人工神经网络可实现信息的智能化处理,使得它近年来在经济、金融和管理领域的应用越来越广泛。

目前应用于企业信用风险管理的神经网络模型主要有:多层感知器(MLP)、概率神经网络(PNN)、自组织映射神经网络(SOM)以及波尔兹曼机理论神经网络。其中多层感知器是用于信用风险评价、预测企业信息风险最多的一种神经网络方法,因为该方法在理论上的研究已经比较成熟,其网络构建相对其他的神经网络更完善。

(二) 小型企业信用风险评价体系、样本说明及评价指标

1. 多层次的小型企业信用风险评价体系。建立一套全面而科学的评价指标体系,挖掘出小型企业信用风险影响因素,是构建科学而客观的信用风险预警模型的重要前提。本文依据前述文献关于企业信用风险四大影响因素的论述和信用风险评估指标选择原则,并借鉴我国财政部统计评价司的企业绩效评价体系和兼顾我国小型企业信用风险的特殊性及数据的可获得性,建立一套较为全面、多层次的面向小型企业的信用风险评价体系,如表1所示。

表1的指标体系包括4个一级评价指标、13个二级评价指标和35个三级评价指标,全面涵盖了企业特征、股东特征、合约特征、财务特征等四个方面的内容,这有助于提高研究结论的代表性和可靠性。

目前国内多数文献均以上市公司样本数据作为研究,而对研究样本信用风险的划分又过于简单(仅仅划分为正常和非正常两类),这样难免存在局限性,使得研究结论的可信度不高,为此,本文以非上市的小型企业为研究对象,以国内主要银行对企业信贷风险的五级分类(正常、关注、次级、可疑和损失)标准来划分小型企业的信用风险等级。

2. 样本说明。本文以小型企业为研究对象,选取520家工业和服务业小型企业为研究样本,样本企业所处区域遍及广东省境内大部分地区,包括珠三角经济发达区域、东西两翼的经济次发达地区和粤北等经济欠发达地区。从企业所有制性质来看,样本企业包括私营企业和国有企业;从企业组织形式来看,样本企业包括股份制企业和非股份制企业。

银行在对企业进行信贷评级时,一般是根据企业前一年的相关信息来判定当年的信用风险级别,基于这种考虑,本文的模型自变量均比因变量提前一年,也即自变量数据来自2006~2008年,而因变量数据来自2007~2009年。这里从1 560

个企业样本中随机抽取1 170个样本作为训练样本、390个样本作为测试样本,训练集和测试集样本(限于篇幅,总样本、训练集和测试集的分布统计已省略)的比为3:1。

表1 小型企业信用风险评价指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	编号	均值	标准差	Kolmogorov-Smirnov Z	渐近显著性(双侧)
企业特征	企业规模	总资产	1	4.822	3.551	20.282	0
		净资产	2	7.771	4.416	18.991	0
		注册资本	3	7.441	1.757	2.527	0
		销售收入	4	7.532	2.046	4.474	0
	企业年龄	经营年限	5	3.91	2.443	5.725	0
	其他特征	所处产业	6	0.518	0.5	13.845	0
		所处区域	7	0.708	0.455	17.671	0
		企业形式	8	0.148	0.355	20.282	0
		企业性质	9	0.777	0.416	18.991	0
股东特征	从业经验	股东从业经验	10	14.628	8.728	5.91	0
	担保比例	股东担保比例	11	0.179	0.365	18.631	0
	控制程度	大股东控股比例	12	0.767	0.25	6.931	0
合约特征	融资结构	基于客户融资占比	13	0.728	0.421	15.904	0
		基于交易融资占比	14	0.06	0.213	19.752	0
		基于权益融资占比	15	0.213	0.387	17.784	0
	融资期限	融资合同期限	16	1.343	0.761	17.865	0
	担保特征	信用方式	17	0.129	0.448	19.938	0
		质押担保方式	18	0.103	0.334	20.592	0
		抵押担保方式	19	0.627	0.505	15.532	0
保证担保方式		20	0.181	0.41	19.466	0	
运营能力	总资产周转率	21	1.268	1.251	6.135	0	
	存货周转率	22	23.879	313.589	18.499	0	
	应收账款周转率	23	127.75	2 098.377	18.708	0	
盈利能力	总资产报酬率	24	0.095	0.144	7.072	0	
	净资产报酬率	25	0.145	1.077	14.466	0	
	销售利润率	26	0.213	0.282	7.938	0	
财务特征	偿债能力	资产负债率	27	1.577	42.528	19.573	0
		现金净流量与负债之比	28	0.038	0.203	7.899	0
		流动比率	29	9.833	172.352	18.85	0
		现金净流量与流动负债之比	30	0.488	10.867	18.54	0
		利息保障率	31	45.204	574.834	17.262	0
		速动比率	32	5.901	96.976	18.575	0
发展能力	销售增长率	33	0.843	10.895	17.466	0	
	净资产增长率	34	3.377	121.453	19.376	0	
	资本累积率	35	0.233	6.243	17.093	0	

注:表中企业规模变量均采用自然对数形式。

本文所有样本数据均来自某国有银行省分行的客户数据。本文所用软件主要为SPSS17.0。

3. 评价指标的选择。要在较多的备选评价指标中选出最具有解释力的自变量且能进一步降维, 必须采取逐步判别法进行筛选。具体做法是: 先将2007~2009年的数据合并在一起, 组成混合数据(共有1 560个样本), 然后通过进入模型的方法来筛选变量(设定进入的显著性水平为0.05, 剔除的显著性水平为0.1)。结果发现有12个变量先后进入了模型, 而且各变量均在1%的水平上显著, 结果如表2所示。

表2 五分类模式下模型指标逐步判别分析结果

步骤	逐步纳入的变量	Wilks的 Lambda	F统计值	Sig.
1	销售收入	0.871	57.368	0.000
2	企业年龄	0.792	48.033	0.000
3	基于权益融资占比	0.764	36.731	0.000
4	以保证或保证为主的担保方式	0.740	30.736	0.000
5	企业形式	0.725	26.216	0.000
6	股东担保比例	0.698	20.919	0.000
7	所处区域	0.686	19.154	0.000
8	总资产报酬率	0.676	17.721	0.000
9	净资产	0.666	16.591	0.000
10	总资产	0.654	15.744	0.000
11	存货周转率	0.646	14.883	0.000
12	企业性质	0.638	14.141	0.000

显然, 如果把这些指标都作为MLP网络进行输入, 必然会增加网络的复杂度和计算运行的时间, 降低网络性能, 削弱神经网络的泛化能力。因此, 有必要对这些指标进行综合分析, 在尽量减少信息丢失的前提下减少指标的个数。为此本文采用主成分分析法对经过逐步筛选出来的指标进行因子提取, 构造少数几个综合的主成分指标。

下一步就是检验, 首先对指标数据进行是否适合因子分析的检验, 然后对样本数据进行KMO测度和Bartlett球体检验。由检验结果得知, 在各种分类模式下, KMO统计值均大于0.5, 说明各变量间的重叠程度并不高。此外, 五分类模式下Bartlett球体检验值均在0.01的水平上显著, 说明相关系数矩阵不是一个单位阵, 因此适合进行因子分析。在SPSS中运用因子分析, 选择主成分法提取因子, 以特征值大于1的因子为提取标准来确定5个公共影响因子, 结果如表3所示。

表3 五分类模式下样本数据主成分的特征值及贡献率

成分	初始特征值			提取平方和载入			旋转平方和载入		
	合计	方差的%	累积%	合计	方差的%	累积%	合计	方差的%	累积%
1	2.408	20.069	20.069	2.408	20.069	20.069	2.280	18.996	18.996
2	1.918	15.984	36.052	1.918	15.984	36.052	1.938	16.154	35.150
3	1.691	14.089	50.141	1.691	14.089	50.141	1.580	13.163	48.313
4	1.092	9.099	59.240	1.092	9.099	59.240	1.265	10.541	58.853
5	1.044	8.697	67.937	1.044	8.697	67.937	1.090	9.084	67.937

表3中5个影响因子解释了总体方差的67.937%, 即这5个因子对原始数据的信息涵盖率达到67.937%, 提取因子的结果基本上满意。同时可以得到因子载荷表, 但由于因子载荷表的解释意义不明显, 很难看出原始变量与所提取的因子间的对应关系, 因而本文采用方差最大正交旋转法对因子进行旋转, 使得每个因子在各个原始变量上的载荷向正负1或0靠近, 各因子之间具有较强的区分度, 有利于解释因子的实际含义, 经正交旋转后, 各因子载荷矩阵如表4所示。

表4 正交旋转后因子荷载矩阵

	F1	F2	F3	F4	F5
净资产	0.863	-0.014	0.027	0.180	-0.023
总资产	0.860	0.077	-0.104	0.310	0.018
销售收入	0.772	-0.002	0.105	-0.352	0.016
股东担保比例	0.024	0.959	-0.042	-0.042	-0.003
以保证或保证为主的担保方式	0.012	0.955	-0.009	0.009	-0.008
企业年龄	-0.058	0.000	-0.852	-0.181	-0.079
企业性质	-0.055	-0.011	0.782	-0.200	-0.215
基于权益融资占比	0.172	-0.084	0.060	0.836	0.124
总资产报酬率	0.047	-0.093	0.403	-0.438	0.206
企业形式	0.305	0.072	0.055	0.112	-0.684
所处区域	0.250	0.276	0.204	-0.107	0.553
存货周转率	0.059	-0.051	-0.077	0.153	0.453

根据表4中5个主成分的因子载荷量及其经济含义可知, 第一个因子F1在总资产、净资产和销售收入三个变量有较大的载荷, 反映了企业特征中的规模特征, 可以命名为企业特征因子; 第二个因子F2在股东担保比例和以保证或保证为主的担保方式这两个变量有较大的载荷, 反映了企业贷款合约的担保特征, 可以命名为合约特征因子; 第三个因子F3在企业年龄和企业性质这两个变量有较大载荷, 反映了企业其他特征, 同样可称为企业特征因子; 第四个因子F4在总资产报酬率和基于权益融资占比这两个变量有较大载荷, 反映了企业的赢利能力和合约融资结构特征, 同样可称为企业的财务特征因子和企业合约特征因子; 第五个因子F5在企业形式、所处区域和存货周转率这三个变量有较大载荷, 反映了企业自身特征和营运能力, 可称为企业特征及财务特征因子。因此, 这5个因子分别反映了企业特征、财务特征、合约特征等方面的信息, 比较全面地刻画出影响企业信用风险的各种因素。

(三) 五分类模式下MLP风险预警模型的构建及实证结果

1. MLP模型的构建。对五分类模式下的信用风险预警来说, 采用5个公共因子作为输入层, 对应5个输出层结点。在训练模型方面, 培训类型分批处理, 采用调整的共轭梯度优化算法。对于隐层结点数的确定, 一般有逐个增加分析法和自动优化法两种: 第一种是先从1个隐层结点开始逐个增加, 一直增加到不能再改善网络性能为止, 这时得到的隐层结点数便是最佳的隐单元个数; 第二种是由分析软件自动完成最佳隐

层结点的搜寻工作。本文采用自动优化网络隐层结点数的做法,并据此可建立如下的五分类MLP信用评价模型:

$$y_n = \sum_{j=1}^m v_{nj} [g(\sum_{i=1}^k w_{ji}x_i) + b_j^{(1)}] + b_n^{(2)}, n=1, 2, 3, 4$$

$$a_n = f(y_n), n=1, 2, 3, 4 \quad (1)$$

以上模型可用向量来表示,即:

$$Y = V[g(W^T X) + B_1] + B_2$$

$$A = f(y) \quad (2)$$

式中: $W=(w_{ij})_{m \times 5}, i=1, 2, \dots, 5, j=1, 2, \dots, m$ ,分别为输入层和隐层之间的前馈连接权值; $V=(v_1, v_2, \dots, v_m)$ 为隐层和输出层之间的前馈权值; $B_1=(b_1^{(1)}, b_2^{(1)}, \dots, b_m^{(1)})^T$ 和 $B_2=(b_1^{(2)}, b_2^{(2)}, b_3^{(2)}, b_4^{(2)})$ 分别为隐层结点和输出结点的偏置权值向量; $g(u)$ 为Logistic函数,分类器为硬限幅传输函数。

2. MLP模型的训练。网络经过训练后达到一定的稳定状态,形成一个 $m=3$ 结点的隐层,即网络模型结构为 $5 \times 3 \times 4$ 。

输入层到隐含层的权值矩阵为:

$$W^T = \begin{bmatrix} 0.247 & -0.476 & 1.067 \\ -0.190 & 0.563 & -0.119 \\ -0.410 & -0.722 & -0.090 \\ 0.320 & 0.314 & 0.363 \\ 0.281 & -0.690 & 0.152 \end{bmatrix}$$

输入层到输出层的权值矩阵为:

$$V = \begin{bmatrix} -0.173 & 0.596 & -0.183 & 0.136 & -0.005 \\ -1.271 & 0.151 & -0.056 & 0.599 & 0.510 \\ 0.712 & 0.376 & -0.771 & 0.408 & -1.707 \end{bmatrix}$$

输入层到隐含层的阈值矩阵为:

$$B_1^T = [-0.035 \quad -1.237 \quad 0.325]$$

隐含层到输出层的阈值矩阵为:

$$B_2 = [1.787 \quad -0.350 \quad -0.704 \quad -0.286 \quad -0.825]$$

3. 预警模型评价结果。通过将训练样本和测试样本值代入所构建的MLP模型,可得模型的预测结果。由表5可知,预警模型对训练样本的分类准确率达到81.5%,而对测试样本的分类准确率为83.8%,总体样本的分类准确率为82.1%。从误判类型来看,主要表现为第三类错误和第四类错误,即无法准确识别出关注类和次级类企业,这说明该模型对处于两端的正常类和可疑类企业的效果较佳,但对处于中间的关注、次级和损失类企业的识别效果则有所下降,主要原因可能在于关注类和次级类企业之间的特征差异不明显。

表5 基于MLP的五类模式识别分析结果

信用风险等级		正常	关注	次级	可疑	损失	误判率	准确率
训练集	实际	941	62	47	79	41	216(18.5%)	954(81.5%)
	预测	1114	0	0	51	5		
测试集	实际	323	17	20	18	12	63(14.9%)	327(83.8%)
	预测	371	0	0	18	1		
总样本		1264	79	67	97	53	279(17.9%)	1281(82.1%)

注:表中括号左边数为判定例数,括号内的数为判定比例。

#### 四、结论

本文首先通过对国内外企业信用风险研究结论进行归纳与整理,建立了较为全面、多层次的小型企业信用风险评价体系,该体系包含了企业特征、股东特征、合约特征和财务特征等财务和非财务指标,克服了以往研究只注重财务指标和只对信用风险进行二分类模式划分的局限性;然后采用逐步判别法和主成分分析法对评价指标进行降维和提取5个公共因子,在此基础上结合基于多层感知器的神经网络技术来构建五分类模型下的小型企业信用风险预警模型。

实证结果表明,该模型运行速度较快,有较高的预测准确率。从各公共因子在标准化重要性排序中,可知企业特征(总资产、净资产、销售收入、企业形式、所处区域、企业年龄和企业性质)、财务特征(存货周转率、总资产报酬率)和合约特征(基于权益的融资占比)这三大类影响因子均对小型企业的信用风险有重要影响。这说明了以下几点:第一,在评价小型企业信用风险时,不仅要重视财务指标,而且要重视非财务指标,而构建专门的信用风险预警模型时,同样需要包含重要的非财务指标;第二,通过扩大企业的总资产、净资产、销售收入等措施,提升小型企业的营运能力和盈利水平,从而有效降低企业的信用风险;第三,要重视企业特征对企业信用风险的不同影响,着重从企业的组织形式、所有制性质、所在区域经济水平和企业年龄等方面进行考察,因为这些非财务指标对企业的信用风险也具有重要影响。

【注】本文系国家社会科学基金青年项目(项目编号:12CJY006)、广东省自然科学基金项目(项目编号:S2012040008073)、广东省软科学研究计划项目(项目编号:2012B070400004)和广东高校优秀青年创新人才培养计划项目(项目编号2012WYM\_0068)的阶段性研究成果。

#### 主要参考文献

1. 蔡莉,肖坚石,赵镛.基于资源开发过程的新创企业创业导向对资源利用的关系研究.科学学与科学技术管理,2008;1
2. William H. Beaver. Financial Ratios As Predictors of Failure. Journal of Accounting Research, 1966;4
3. Edward I. Altman. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. The Journal of Finance, 1968;23
4. Edward I. Altman, R. Haldeman, P. Narayanan. Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporation. Journal of Banking and Finance, 1977;1
5. James A. Ohlson. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. Journal of Accounting Research, 1980;18
6. Sjur Westgaard, Nic van der Wijst. Default Probabilities in A Corporate Bank Portfolio: A Logistic Model Approach. European Journal of Operational Research, 2001
7. 陈晓,陈治鸿.基于CHAID方法的中小企业上市公司财务预警研究.经济与管理研究,2001;3