

我国科技型中小企业信用风险评价模型

——基于MLP神经网络的实证分析

温小霓, 韩鑫蕊

(西安电子科技大学 经济与管理学院, 西安 710126)

摘要:针对科技型中小企业,首先建立了一个多层次的信用风险评价指标体系,并利用t检验和因子分析对指标体系进行简化和降维,然后在此基础上构建基于MLP神经网络的科技型中小企业信用风险评价模型。最后,以中小企业板的66家科技型上市公司作为研究样本进行实证分析,检验结果表明,本文建立的针对于科技型中小企业的信用风险评价模型具有较高的准确率。

关键词:科技金融;神经网络;信用风险;评估模型

中图分类号:F276.44 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2017)12-0159-08

随着信息技术的高速发展和大数据时代的到来,我国越来越重视科学与技术的创新和发展,科技型中小企业作为创新的微观载体和实体经济的中坚力量发挥着越来越显著的作用。在科技型企业成长的过程中,金融支持扮演着不可或缺的角色,国际华人科技工商协会主席李大西曾表示,“科技是第一生产力,金融是第一推动力”,足见得科技创新与金融创新的深度融合是推动技术进步与经济增长的重要引擎。目前,很多地区都在践行着这一理念,各级政府也在扶植科技型企业方面发挥着积极的引导作用,付诸了切实的努力,如鼓励创建孵化器、设立技术创新基金以及提供政策支持、减税补贴等等。然而,对于企业最根本的信贷、融资问题却一直没有得到很好地解决。出现这种困境,一方面是因为其投资风险普遍高于传统企业,具体表现为:研发周期长、轻资产运营、缺乏抵押物、信贷记录少,且市场对于新开发的技术和产品是否认同和接纳存在很大不确定性,这违背了银行谨慎性经营的原则,降低了金融机构为其提供贷款的积极性。另一方面是因为我国科技金融的发展起步较晚,在风险识别、度量等方面仍以经验分析为主,主观性较强,并且金融机构对科技型企业进行贷款审查时,仍参照传统企业的信用风险评价标准,不能客观公正的反应科技

型企业真实的信用状况。^[1]因此,金融机构很难筛选出优质的、有实力的、信用较好的科技型中小企业为其提供信贷支持,帮助其防范经营风险,导致这部分企业缺乏研发资金,融资成本居高不下。这不仅加重了企业负担、阻碍了科技成果转化成为现实的生产力,而且还影响了资本市场的公平性,难以激发青年人创业、创新的热情。国外的信用评价体系虽然已经比较成熟和完备,但并不适应我国现行的经济状况,无法完全照搬,而我国在这方面的研究尚处于摸索阶段。因此,本文从这一热点问题出发,鉴于MLP神经网络在分类问题上的独特优势,利用此方法构建出一个专业、有效、通用性强的科技型中小企业信用风险评价模型,并带入实际数据验证其准确性、可行性。

1 文献综述

国外对于信用风险评价的研究逐步深化,由定性到定量先后出现了传统信用风险评价模型、信用评分模型、人工智能和现代信用风险模型,在理论与方法上均不断寻求突破,而我国专门针对科技型企业的研究还较少,且大部分是定性阐述科技型企业融资难,如何解决等。

在企业信用风险评价方面的研究,刘澄等人从财务指标、企业状况、发展前景三个方面建立了适用于科

收稿日期:2017-08-23

基金项目:陕西省软科学研究计划(2016KRZ010)。

作者简介:温小霓(1955—),女,山西孝义人,西安电子科技大学经济与管理学院,教授,应用数学博士,研究方向:经济统计决策、风险管理、保险精算、金融理财;韩鑫蕊(1992—),女,陕西西安人,西安电子科技大学经济与管理学院,金融学在读研究生,研究方向:统计分析与风险管理。

技型小微企业的信用等级评估体系^[2]；王帅等人设计了包括行业状况、上下游状况、产品状况、管理水平、财务状况和资信状况的指标体系^[3]；Canales 和 Nanda 认为代理问题和信息不对称都会影响中小企业的信用风险^[4]；在统计模型方面，李道波以 25 家 ST 和 25 家非 ST 科技型上市企业作为研究样本，运用判别分析法构建了我国上市科技型企业的风险评估模型，实证结果的准确率为 87%^[5]；杨楠选取了 141 家成长型科技企业进行研究，应用 Logistic 回归方法构建了信用评价模型^[6]；楼裕胜运用模糊神经网络的方法构建出企业信用风险评价模型，该模型具有较强的自调节功能，且实证结果表明其具有较高的准确性^[7]。近年来，随着研究方法的不断更新与优化，国内许多学者的研究发现表明，在变量之间存在非线性关系的情况下，神经网络模型的评价精度显著优于传统的统计方法^[8-9]。而本文所研究的信用评价本质上是区分信贷申请人的优劣，可以被看作是分类和预测的问题。基于此，本文选择运用更适用于研究分类问题的 MLP 神经网络模型，探索更加科学、更具可行性的科技型中小企业的信用风险评价方法。

2 科技型中小企业的特征

科技型企业也被称为高新技术企业，是知识密集、技术密集的经济实体。近几年，我国高技术产业发展迅猛，仅 2015 年全国高技术产业利润总额就高

达 8 986 亿元，较 2011 年同期增长了 71.33%。从图 1 可以看出，自 2011 年到 2015 年，我国高技术产业利润额和高技术产业新产品销售收入均呈现稳步增长的态势。科技型中小企业作为高技术产业活跃度最高的主体，发挥了不可替代的作用。^[10]从 2014 年高技术产业的统计情况看：我国科技型中小企业的数量占到高技术企业总数的 90% 以上，然而与之形成反差的是，其主营业务收入仅占行业总收入的 40%，可见科技型中小企业的发展还有很大的上升空间，有待进一步激活。从高技术产业的行业分布来看，中小型科技企业在医药、电子及通信设备和医疗设备及仪器仪表这几大领域的数量占比均达到了 90% 以上，具有绝对的优势。

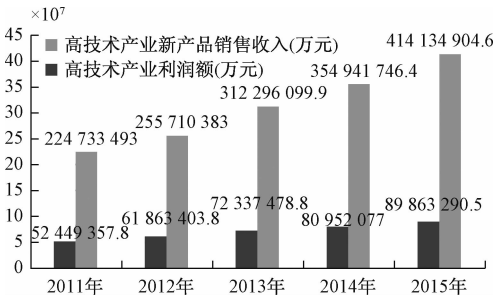


图 1 2011—2015 年我国高技术产业利润额及新产品销售收入情况
数据来源：国家统计局。

表 1 2014 年我国高技术产业主营业务收入及企业数量分布情况 %

指标	主营业务收入占比				企业数量占比			
	大型	中型	小型	中小型企业合计	大型	中型	小型	中小型企业合计
全部	59.35	21.57	19.08	40.65	6.40	22.12	71.48	93.60
医药	33.94	31.30	34.76	66.06	4.00	18.64	77.36	96.00
航空航天器	66.51	22.09	11.40	33.49	21.01	21.89	57.10	78.99
电子及通信设备	64.23	20.25	15.52	35.77	7.81	25.44	66.75	92.19
电子计算机及办公设备	85.02	10.43	4.55	14.98	13.93	26.15	59.91	86.06
医疗设备及仪器仪表	22.82	34.37	42.81	77.18	2.35	16.38	81.27	97.65

资料来源：国家统计局，《中国高技术产业统计年鉴》2015 年。

科技型中小企业同传统企业相比，具有一些独特的特点，主要可以归纳为以下几个方面：

2.1 技术含量高，创新能力强

科技型中小企业属于技术密集型企业，主要从事科技含量较高，专业性较强的产品研发和推广，对于员工的科研能力、技术水平和创新精神有较高要求，在科研人员、科研经费等方面的投入也比传统企业高出很多。

2.2 实物资产少，无形资产多

与传统企业不同，科技型中小企业多以轻资产运

营，其主要价值体现在智力资本即知识产权等方面，很多科技型企业在发展初期既没有房子，也没有机器设备等固定资产，有的只是新创意、新技术、新商业模式等等轻资产，按照传统的信贷审核标准，这些轻资产并不能用做抵押贷款，因为知识产权的价值不易判定，一般金融机构很难对其进行准确估值，亟需专业化的科技成果定价、评估机构。

2.3 高收益与高风险并存

科技型中小企业大多属于新兴朝阳行业，技术先进性和附加值高，市场前景广阔，有较大的发展空间

和潜力,新研发的技术和产品一旦通过成果转化,有效地进行了资本对接,成功地实现了市场化运作,就会带来丰厚的收益。但是,在高收益的背后也往往隐藏着巨大的风险。科技型中小企业比传统企业在成长过程中面临着更为复杂的风险,由于现代技术升级和传播速度加快,产品的更新迭代频率也是日新月异,就要求企业在尽可能减少研发耗时的条件下不断提升科研效率,相关调查表明,一项新技术的生命周期为 18 个月,若产品上新推迟 6 个月,就会损失 1/3 的利润。

3 MLP 神经网络概述

3.1 神经网络分类概述

人工神经网络是模拟人脑组织结构和运行机制的信息处理系统,是研究非线性复杂网络问题的新兴工具和学科。^[11]在金融领域,主要的应用方向有:银行、企业破产分类预测、债券信用等级划分和股票的分类与选择等。与传统的统计模型相比,神经网络具有一个不可比拟的优势那就是它不需要任何先验知识,便能从对输入数据的分析中自动提取可用的信息,能够更好地适应和处理如今信息时代日益增长的数据总量。神经网络大体上又可分为三类,他们各自的介绍和主要功能如表 2 所示。

表 2 神经网络分类介绍总结

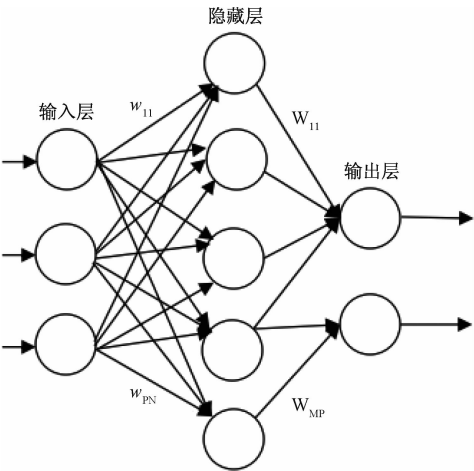
	名称	典型代表	介绍	主要功能
第一类	前馈神经网络	MLP 网络	各神经元接收传递数据信息,没有反馈。通过引入隐藏层及非线性转移函数使其具有较强的处理复杂非线性映射的能力。	分类、模式识别和函数逼近
第二类	反馈神经网络	Hopfield 网络、Elman 网络、BP 网络	具有联想记忆功能的反馈动力学系统。输入信号决定初始状态,经过一系列状态转换后,系统逐渐收敛于平衡状态。 ^[12]	优化计算 组合最优化问题 非线性规划问题
第三类	自组织神经网络	SOFM 网络、LVQ 网络	属于无导师学习网络。在用于求解分类问题时无需样本,原理近似于利用距离函数做聚类分析。稳定性和健壮性不如要有样本的 MLP 分类。 ^[13]	模式分类和识别

3.2 MLP 神经网络概述及优缺点分析

3.2.1 MLP 神经网络概述

MLP 又名多层感知器,是感知器的多层复合,由输入层,隐藏层和输出层三部分组成,且除了输入层,其他各层的每个节点都是带有非线性激活函数的神经元。如图 2 所示^[14]。MLP 网络的学习过程大致是先构建一个特征向量,将该向量传递到隐藏层,然

后通过权重和激励函数计算结果,并将结果传递给下一层,在这个过程中不断学习、调整,并且只在训练时有反馈信号,在分类过程中必须向前传送,直至最后传递到输出层,见图 3。



$f(I_i)$ 。

对分类问题的特征函数常取 logistic 函数(因其曲线很像一个“S”型,又名 sigmoid 曲线):

$$f(I_i) = \frac{1}{1 + e^{-I_i}} = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{j=0}^n w_{ji} x_j}}$$

式中 x_j 是与结点 i 相连接的上一层节点 j 对 i 的输入值, w_{ji} 是连接点 j, i 的权重, θ_i 是结点 i 的阈值。

3.2.2 MLP 神经网络在解决分类问题上的优缺点

一般来说,分类问题可归结为求解从分类对象特

征数据集到分类结果集合之间的映射关系。可用来解决分类问题的方法很多,常见的有 Fisher 线性差别分析法(简称 LDA 法)、决策树分类法(简称 ID₃ 法)、模糊聚类法(简称 FC 法)和 MLP 神经网络法(简称 MLP)。下面就通过图 4 对这四种方法进行客观的对比和说明。从图中可以看出,MLP 虽然存在一定的自身缺陷,但并不影响评价模型的构建,而且在分类问题上的准确性、适应性和健壮性优势明显,是比较好的选择。

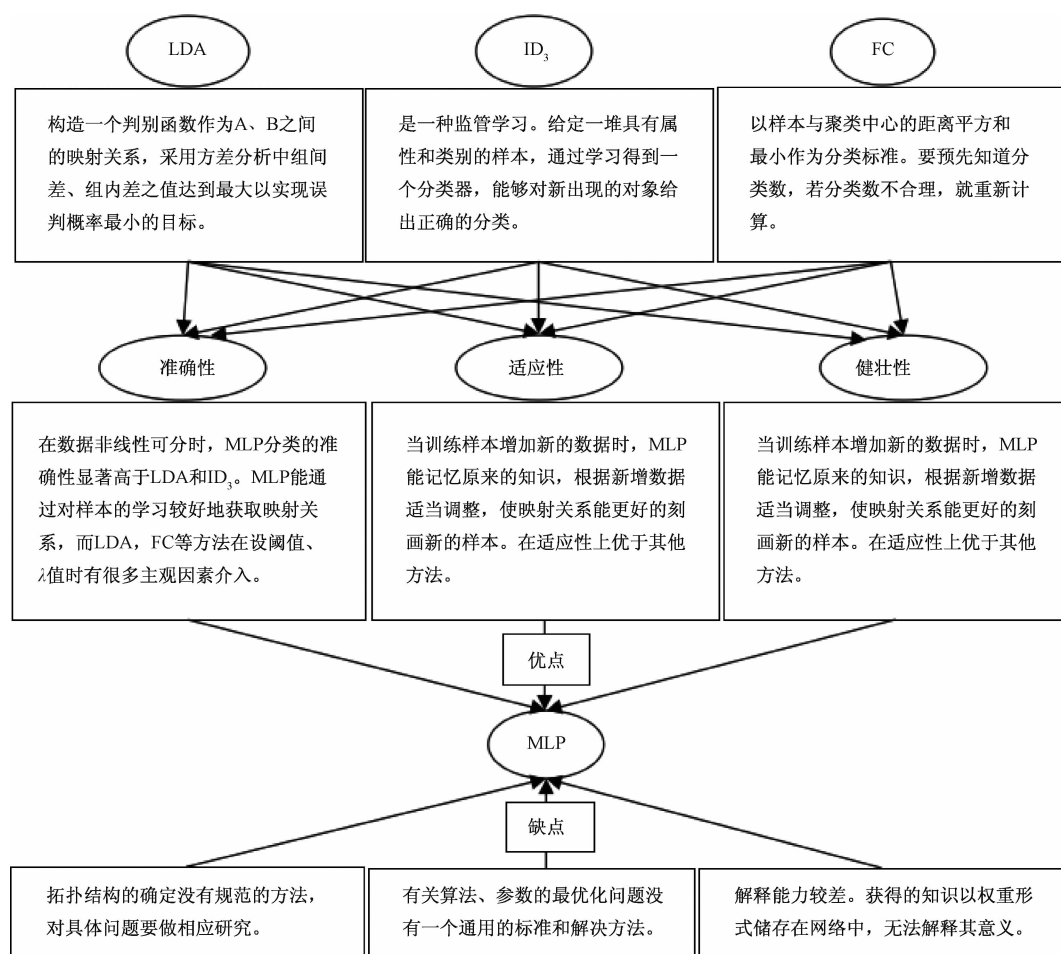


图 4 MLP 神经网络在解决分类问题上的优缺点

4 实证研究

4.1 科技型中小企业信用风险评价体系建立、样本说明及评价指标筛选

4.1.1 科技型中小企业信用风险评价体系建立

传统的企业信用风险评价指标体系通常包括:偿债能力、盈利能力、运营能力和成长能力四个一级指标,^[15]但无法突出科技型中小企业的自主创新能力和对研发的重视,不能将其信用风险予以区分,进行差异化的衡量。因此,本文结合科技型中小企业的特点,在传统指标体系上增加了研发能力这一指标。建

立了包含 5 个一级指标,17 个二级指标的多层次的面向科技型中小企业的信用风险评价体系,如表 3 所示。

4.1.2 样本说明

本文根据我国财政部、国家发展计划委员会印发和批准的《中小企业标准暂行规定》以及科技部编制的《2016 年度科技型中小企业技术创新基金若干重点项目指南》中关于科技型中小企业的界定,分别从电子、信息技术、医药生物、新材料这四个板块中选出在中小板上市的科技型中小企业作为样本。

表 3 科技型中小企业信用风险评价指标体系

一级指标	二级指标	标号	计算公式
偿债能力	流动比率	X1	流动比率=流动资产合计/流动负债合计
	速动比率	X2	速动比率=(流动资产合计-存货净额)/流动负债合计
	产权比率	X3	产权比率=负债总额/所有者权益总额
盈利能力	基本每股收益	X4	基本每股收益=归属于普通股股东的当期净利润/当期发行在外普通股的加权平均数
	每股净资产	X5	每股净资产=年末股东权益/年末普通股总数
	净资产收益率	X6	净资产收益率=净利润/平均净资产×100%
	销售毛利率	X7	销售毛利率=(销售收入-销售成本)/销售收入×100%
运营能力	营业周期	X8	营业周期=存货周转天数+应收账款周转天数
	存货周转天数	X9	存货周转天数=360/(销售成本/存货平均金额)
	应收账款周转天数	X10	应收账款周转天数=平均应收账款×360天/销售收入
成长能力	每股收益同比增长率	X11	每股收益同比增长率=(本期每股收益-上期每股收益)/(上期每股收益)×100%
	营业收入同比增长率	X12	营业收入同比增长率=(当期营业收入-上期营业收入)/上期营业收入×100%
	净利润同比增长率	X13	净利润同比增长率=(当期净利润-上期净利润)/上期净利润×100%
	净资产收益率同比增长率	X14	净资产收益率同比增长率=(本期净资产收益率-上期净资产收益率)/(上期净资产收益率)×100%
研发能力	研发支出总额	X15	研发支出总额(无形资产是科技型企业的核心资源、衡量科技企业核心竞争力的重要指标)
	研发支出占净资产比例	X16	研发支出占净资产比例=研发支出/净资产
	研发支出占营业收入比例	X17	研发支出占营业收入比例=研发支出/营业收入

在从中小企业板挑选合适的企业时,为了使选取的数据满足上述指标的有效性,并且能够区分企业的信用风险是否正常,本文选取的样本数据分为两组:①2016年至2017年间我国中小板市场因财务状况异常而被特别处理(ST)的14家科技型中小企业作为信用风险样本,②2016年至2017年间中小板市场财务正常的52家科技型中小企业作为非信用风险样本。对于指标数据,由于t年被宣布ST与公布t-1年度报表中表明的信用风险基本上是同一件事,若这样选取数据,会高估模型的预测精度。因此,本文选择企业t-2即2014年的财务报表作为样本数据的来源。

4.1.3 评价指标的筛选

本文初步选取的信用风险评价指标包含5大类,共17个指标,见表2。但考虑到它们之间很可能存在高度相关性,因此,还需进行进一步地筛选和降维。

第一步,t检验。筛选出在ST和非ST公司两组数据中有显著性差异的指标,将不能明显区别两类公司的指标剔除。

t检验结果见表4,这里取0.05为界,Levene检

验中Sig.大于0.05的,代表没有推翻原假设,即方差相等,然后看均值方程的t检验中的Sig.(双侧),此项如果大于0.05,则表示不推翻原假设即两组数据方差没有显著差异,这里我们就选择放弃这个指标,反之亦然。最终,按照上述规则,剔除了以下6个指标:产权比例、每股净资产、营业周期、存货周转率、应收账款周转率和研发支出总额。

第二步,因子分析降维。因子分析是将变量按相关性分组,也就是在尽量保全信息的情况下,从变量群中提取共性因子,使得组内变量间的相关性较高,而组间的相关性较低,从而达到降维的目的。进行这一步的原因:一方面,是由于这些指标之间仍存在一定的相关性,而在达到同样拟合优度的情况下,引进的变量越少,误差就越小,因此可将相关性强的变量以方差贡献率为权重组合为一个能代表它们信息的因子;另一方面,是根据本文所选择的神经网络模型的原理和要求,若输入节点超过十个以上,所需的样本量将会很大,而且还会使神经网络训练的负担加重,网络误差的收敛性能下降,导致神经网络的稳定性大打折扣。

表 4 t 检验结果

		方差方程的 Levene 检验		均值方程的 t 检验						
		F	Sig.	t	df	Sig. (双侧)	均值 差值	标准误 差值	差分的 95% 置信区间	
									下限	上限
流动比率	假设方差相等	4.682	0.034	2.416	64.000	0.019	3.227	1.336	0.558	5.895
	假设方差不相等			4.651	52.466	0.000	3.227	0.694	1.835	4.618
速动比率	假设方差相等	3.728	0.058	2.198	64.000	0.032	2.599	1.182	0.237	4.961
	假设方差不相等			4.232	52.451	0.000	2.599	0.614	1.367	3.831
产权比率	假设方差相等	12.279	0.001	(1.434)	64.000	0.156	(2.502)	1.745	(5.989)	0.984
	假设方差不相等			(0.730)	13.011	0.478	(2.502)	3.428	(9.906)	4.902
基本每股收益	假设方差相等	8.405	0.005	6.897	64.000	0.000	1.519	0.220	1.079	1.960
	假设方差不相等			4.452	14.257	0.001	1.519	0.341	0.789	2.250
每股净资产	假设方差相等	0.170	0.681	2.079	64.000	0.087	1.722	0.828	0.068	3.376
	假设方差不相等			2.246	23.005	0.062	1.722	0.767	0.136	3.308
净资产收益率	假设方差相等	33.211	0.000	7.098	64.000	0.000	47.738	6.726	34.303	61.174
	假设方差不相等			3.969	13.417	0.002	47.738	12.027	21.839	73.638
销售毛利率	假设方差相等	2.071	0.155	3.852	64.000	0.000	24.240	6.293	11.669	36.811
	假设方差不相等			4.615	27.712	0.000	24.240	5.253	13.475	35.005
营业周期	假设方差相等	9.150	0.004	(1.859)	64.000	0.068	(181.533)	97.676	(376.662)	13.596
	假设方差不相等			(1.093)	13.678	0.293	(181.533)	166.072	(538.511)	175.445
存货周转率	假设方差相等	7.569	0.008	(1.978)	64.000	0.052	(174.086)	88.024	(349.933)	1.762
	假设方差不相等			(1.145)	13.594	0.272	(174.086)	151.994	(500.996)	152.825
应收账款周转率	假设方差相等	6.308	0.015	(0.322)	64.000	0.748	(7.449)	23.113	(53.622)	38.725
	假设方差不相等			(0.228)	14.991	0.823	(7.449)	32.661	(77.067)	62.170
每股收益同比增长率	假设方差相等	67.191	0.000	5.823	64.000	0.000	1 556.416	267.292	1 022.440	2 090.393
	假设方差不相等			2.991	13.044	0.010	1 556.416	520.450	432.441	2 680.391
营业收入同比增长率	假设方差相等	0.019	0.890	2.180	64.000	0.033	23.648	10.846	1.980	45.316
	假设方差不相等			2.242	21.370	0.036	23.648	10.546	1.740	45.557
净利润同比增长率	假设方差相等	84.543	0.000	5.997	64.000	0.000	1 690.787	281.947	1 127.533	2 254.041
	假设方差不相等			3.076	13.039	0.009	1 690.787	549.692	503.614	2 877.961
净资产收益率同比增长率	假设方差相等	37.712	0.000	4.374	64.000	0.000	2 388.342	546.006	1 297.569	3 479.115
	假设方差不相等			2.223	13.004	0.045	2 388.342	1 074.335	67.447	4 709.237
研发支出总额	假设方差相等	0.358	0.552	0.455	64.000	0.651	2 564.865	5 639.768	(8 701.866)	13 831.596
	假设方差不相等			0.647	41.892	0.521	2 564.865	3 964.830	(5 437.097)	10 566.827
研发支出占净资产比例	假设方差相等	24.796	0.000	(3.255)	64.000	0.002	(0.077)	0.024	(0.125)	(0.030)
	假设方差不相等			(2.107)	14.279	0.033	(0.077)	0.037	(0.156)	0.001
研发支出占营业收入比例	假设方差相等	0.083	0.026	0.404	64.000	0.042	0.011	0.027	(0.044)	0.066
	假设方差不相等			0.443	23.513	0.035	0.011	0.025	(0.041)	0.063

表 5 因子分析适用性检测

取样足够度的 Kaiser-Meyer-Olkin 度量		0.637
Bartlett 的球形度检验	近似卡方	691.474
	df	55
	Sig.	0.000

根据表 5 的检验结果,KMO 统计量=0.637>0.5,表明各变量间的重叠度不高。另外,显著性水平

P 小于 0.05,可见相关系数矩阵不是一个单位阵,因此,样本数据用因子分析法来进行降维是合适且有必要的。以特征值大于 1 为标准,最终,把每个样本对应的变量简化到了 3 个,即一个企业对应 3 个代表它的主成分因子。根据这 3 个主成分的因子载荷量和所蕴含的经济含义,分别将其命名为:成长能力因子、研发盈利能力因子和偿债能力因子,如表 6 所示。

表 6 旋转因子载荷矩阵

	成份		
	1	2	3
净利润同比增长率	0.956	0.046	0.091
每股收益同比增长率	0.944	0.064	0.083
净资产收益率同比增长率	0.653	0.545	0.065
营业收入同比增长率	0.433	0.313	-0.231
净资产收益率	0.399	0.821	0.109
研发支出占净资产比例	-0.063	-0.757	-0.152
基本每股收益	0.516	0.751	0.164
研发支出占营业收入比例	-0.171	0.657	0.175
速动比率	0.065	0.036	0.965
流动比率	0.058	0.086	0.964
销售毛利率	0.364	0.226	0.476
特征值	4.394	1.921	1.570
累计贡献率%	25.806	51.198	71.679
因子名称	成长能力因子	研发盈利能力因子	偿债能力因子

4.2 MLP 神经网络的信用风险模型评价过程和实证结果

4.2.1 信用风险模型评价过程

首先构建出适用于科技型企业的信用风险初始评价指标体系,然后利用 t 检验剔除差异不显著的指标,并运用因子分析法进行降维,最后将处理后得到的因子作为输入层录入到 MLP 神经网络,网络将输入数据按一定比例随机分为训练样本和测试样本,根据训练样本输入层与输出层之间的非线性关系进行训练学习,自动调整各层神经元的权值,建立特定的函数映射关系,然后再用测试样本进行检验,具体流程见图 5。

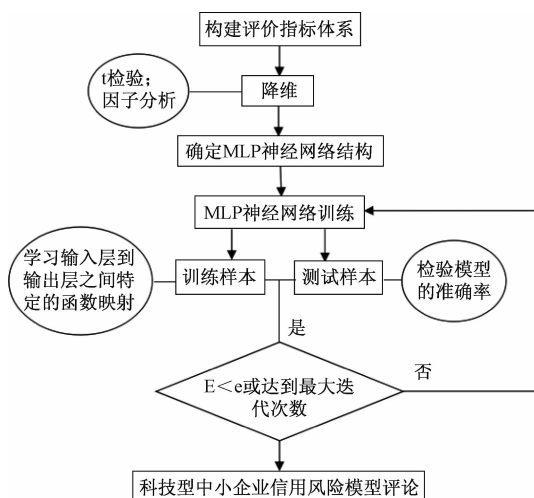


图 5 MLP 神经网络科技型中小企业信用风险模型评价流程

4.2.2 实证结果分析

本文运用 SPSS 实现 MLP 神经网络模型的构建和运行。输入层由前文得到的 3 个因子构成,输出层为 $y = \{ST=0, \text{非 } ST=1\}$, 2 个神经元构成, 最终的训练结果, 见表 7。该信用风险评价模型对训练样本全部分类准确, 对测试样本的分类准确率为 90.5%, 经计算可得, 对总样本的分类准确率达到了 97%。可见, 此模型的预测精度很高, 判断的失误率极低, 稳定性较强。

表 7 MLP 神经网络模型训练结果

样本	N	百分比	已观测	已预测		
				0	1	正确百分比
训练	45	68.2%	0	35	0	100.0%
			1	0	10	100.0%
			总计百分比	77.8%	22.2%	100.0%
测试	21	31.8%	0	17	0	100.0%
			1	2	2	50.0%
			总计百分比	90.5%	9.5%	90.5%
总样本	66	100	0	52	0	100.0%
			1	2	12	85.7%
			总计百分比	81.8%	18.2%	97.0%

5 结论

本文在优化评价指标体系的基础上,运用 MLP 神经网络技术构建了符合科技型中小企业特点的信用风险评价模型,通过对中小企业板 66 家科技型上市公司的实际数据进行验证,结果表明其具有较高的预测精度,且该方法具有在非线性和非参数条件下的自适应学习能力,可操作性较强。因此,本文在科技金融服务机构如何对科技型中小企业进行信用风险评价方面做出了一次有益的探索,给出了一套量化分析的办法。该信用评价模型的构建,一方面有助于科技金融机构对科技型企业进行筛选与监督,降低交易成本,拓宽投资渠道,最大限度地规避了放贷风险,有效避免了“劣币追逐良币”现象的发生;另一方面化解了以无形资产为主的科技型中小企业难以获得信贷支持的困境,降低筹资成本,使其更重视自身的信用状况,在进行信用评价的过程中发现不足,从而积极调整经营策略,增强竞争优势,以便更充分地发挥出激发创业活力,推动科技创新,拉动经济增长的作用。不足之处是,本文仅针对上市的科技型中小企业进行了实证研究,且所选择的指标也均为财务指标,没有将未上市的科技型中小企业纳入检验范围。但综合来看,已经在指标选取、模型构建等方面做出了新的尝试和

发掘,具有一定的研究意义和现实价值。

参考文献

- [1] 季辉. 中小企业融资难的原因及对策[J]. 科技和产业, 2005, 5(5): 93—95.
- [2] 刘澄, 武鹏, 郝丹杰. 基于模糊集理论的科技型小微企业信用等级评估研究[J]. 科技进步与对策, 2013, 30(18): 170—176.
- [3] 王帅, 杨培涛, 黄庆雯. 基于多层次模糊综合评价的中小企业信用风险评估[J]. 财经理论与实践, 2014(5): 13—17.
- [4] CANALES R, NANDA R. A darker side to decentralized banks: market power and credit rationing in SME lending[J]. Journal of Financial Economics, 2012, 105(2): 353—366.
- [5] 李道波. 科技型企业财务预警实证研究[J]. 绵阳师范学校学报, 2005, 24(6): 16—21.
- [6] 杨楠. 成长型科技创业企业的信用评价研究[J]. 重庆大学学报: 社会科学版, 2015, 21(2): 69—74.
- [7] 楼裕胜. 基于模糊神经网络的企业信用风险评估模型研究[J]. 中南大学学报: 社会科学版, 2013(5): 21—25.
- [8] 李秉祥. 基于模糊神经网络的企业财务危机非线性组合预测方法研究[J]. 管理工程学报, 2005, 19(1): 19—23.
- [9] 庞素琳. 概率神经网络信用评价模型及预警研究[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(5): 43—48.
- [10] 张洪潮, 雒国斌. 科技型小微企业集聚式发展研究[J]. 企业经济, 2014(6): 86—90.
- [11] 申华. 基于数据挖掘的个人信用评分模型开发[D]. 厦门: 厦门大学, 2009.
- [12] 初俊博. 改进自适应神经网络控制策略及仿真研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2008.
- [13] 孙英人. 企业科技信用评价研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2008.
- [14] 陈森林. 前向神经网络的分类能力与训练算法的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2003.
- [15] 贺颖, 张目, 甘罗佳. 基于熵权法的科技型中小企业信用评价研究[J]. 科技创业月刊, 2013, 26(7): 64—66.

Chinese Science and Technology SME Credit Risk Evaluation Model

——The empirical analysis based on MLP neural network

WEN Xiao-ni, HAN Xin-rui

(School of Economics & Management, Xidian University, Xi'an 710126, China)

Abstract: This thesis aimed at the science and technology SME, firstly established a multi-level evaluation index system of credit risk, and use the t test and factor analysis to simplify the index system, then on the basis of the index system establishes a credit risk evaluation model of the science and technology SME based on the MLP neural network. Finally, use 66 high-tech listed companies as the research sample for empirical analysis, the test results show that the model established in this paper for small and mid-sized enterprise credit risk evaluation model has a high accuracy.

Key words: science and technology finance; neural networks; credit risk; evaluation model

(上接第 39 页)

Research on Patent Development of Biomedical Industry in Yunnan

Province Based on Hierarchical Clustering

YANG Sen, WU Jian-de

(Yunnan Research Institute of Intellectual Property Rights Development, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract: In order to analyze the patent development of bio pharmaceutical industry in Yunnan Province, hierarchical clustering analysis of patent data of biological medicine in Yunnan province from 1997 to 2016 was carried out in the patent database of the State Intellectual Property Office, taking the patent application quantity, authorization quantity, growth rate and efficiency are the hierarchical cluster variables, give the results of cluster analysis, development trend of biotechnology industry patents in Yunnan Province in recent 20 years, key technical areas and high yield applicants. The clustering results are in good agreement with the overall development of the biomedical industry in Yunnan Province, and the future prospect is optimistic.

Key words: cluster analysis; biomedicine; patent; development status