

# 试析线上供应链金融信用风险

## ——基于BP神经网络的模型设计

吴屏<sup>1</sup>, 刘宏<sup>1</sup>(教授), 刘首龙<sup>2</sup>

(1.桂林电子科技大学商学院, 广西桂林 541004; 2.云南财经大学金融学院, 昆明 650221)

**【摘要】**随着信息化的发展,供应链金融开启了其“线上”革命,线上供应链金融正式加入市场竞争行列。能否有效地识别和评价线上供应链金融的信用风险直接关系到线上供应链金融的运行和未来发展。本文结合供应链金融的信用风险因素和线上独有的特性归纳了30个线上供应链金融信用风险因子,并运用SPSS软件中的神经网络分析工具构建了风险评估模型,最后通过线上供应链金融风险评估样本的检验验证了该模型的有效性。

**【关键词】**线上供应链金融; 信用风险; BP神经网络

随着利率和存款准备金率的不断提高,加之外资银行的进入,商业银行间的业务竞争日益激烈,同时,伴随着传统信贷业务模式已不能满足日益发展的融资需求的状况,各大商业银行纷纷拓展业务新领域,抢占新市场。线上供应链金融作为公司金融的新领域,是金融业与基于供应链管理的实体产业之间,通过信息化的协同合作而发展的供应链金融新趋势,它是一种集成交易性创新的产品,可满足低成本、高效率、高效益和集约化经营目标。但是,线上供应链金融参与主体众多,风险因素复杂,从而加大了商业银行面临的信用风险。由于目前线上供应链金融模式尚未成熟,商业银行线上供应链金融也是各自为政,尚未形成统一的标准和规范,无法实现线上供应链金融协同运作和协同监管。因此,线上供应链金融信用风险管理成为风险控制研究的重点和难点。

本文基于供应链信用风险因素并结合线上独有的特性构建了线上供应链金融信用风险评价指标体系,并通过13组样本检验验证了基于BP神经网络所构建的信用风险评估模型的适用性和有效性,以为商业银行等金融机构更好地评估线上供应链金融信用风险提供依据。

### 一、线上供应链金融信用风险指标体系构建

企业信用评价指标体系是信用评价机构和评估人员进行信用评估工作的依据,也是衡量信用评价结果的标尺。因此,一套科学完善的信用评价指标体系是评价结果客观公正的重要保证。

**1. 指标初选。**线上供应链金融由供应链金融发展而来,因而具备了供应链金融的特性,表现为:银行对供应链成员的信用风险评估并不是孤立的,也不仅限于对融资企业本身资信状况的考察,而是对综合了宏观环境、申请中小企业资质、链上核心企业资质、融资项目资质等一

系列因素的复杂系统进行整体评估。与供应链金融所不同的是,线上供应链金融所涉及的主体更多,风险因素更为复杂。因此,本文在构建线上供应链金融信用风险指标体系时,借鉴了有关供应链金融信用风险指标构建的文献,并在此基础上融入线上供应链金融独有的风险因子,从而整理出线上供应链金融信用风险指标体系构建思路(如图1所示),并且总结出线上供应链金融信用风险的初选指标体系(如表1所示)。

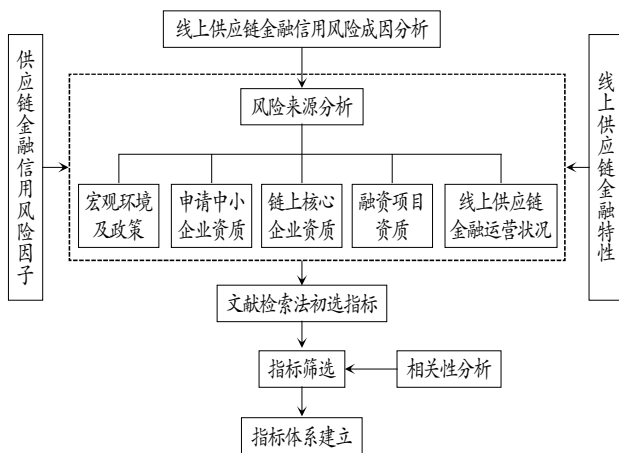


图1 线上供应链金融信用风险指标体系构建思路

**2. 指标筛选。**从表1中发现,初选的指标既包含定性指标也包含定量指标,并且指标数量较多。因此,根据全面性、科学性、针对性、可操作性的指标构建原则,通过相关检验和方法,对初选指标进行筛选,从而以最少的指标反映较为完整的信息。

对于定量指标,该指标体系中的定量指标多为经济指标,指标间存在很高的相关性。一般通过指标的两两相

**表 1 线上供应链金融信用风险指标初选**

一级指标	二级指标	三级指标
宏观环境及政策	行业环境	行业增长率
	宏观环境	宏观经济政策
		政策支持力度
申请中小企业资质	企业自身基本素质	领导者素质
		管理水平
		公司治理结构
		财务披露质量
	盈利能力	销售利润率
		净资产收益率
		成本费用利润率
		资产报酬率
	偿债能力	流动比率
		速动比率
		资产负债率
		利息保障倍数
	发展潜力	销售收入增长率
		净利润增长率
		总资产增长率
	营运能力	存货周转率
应收账款周转率		
流动资产周转率		
履约情况	交易履约率	
	贷款按期支付率	
链上核心企业资质	核心企业实力	信用等级
		行业地位
	盈利能力	销售利润率
		净资产收益率
		成本费用利润率
	线上平台建设程度	对供应链的控制程度
两者线上交易合作年限		
融资项目(质物、应收账款)资质	质物质资	项目产品价格稳定性
		项目产品变现能力
	应收账款质资	应收账款周转情况
线上供应链金融运营情况	供应链企业间关系状况	合作频度
		关系质量
		过往履约情况
	线上化要求	信息共享程度
		电子订单、票据的处理能力
		信息化水平

相关性分析,将具有高度相关性的两个指标采取“留一去一”的处理方式。因此,笔者采用SPSS软件对各指标进行相关性分析。关于相关系数多大表示有显著的多重共线性关系并没有一个统一的标准。目前大多数研究者设定

的相关系数临界值在0.6~0.7之间,因此,本文在梳理前人研究的基础上选取0.65作为相关系数临界值,并从国泰安数据库中小板企业中抽取30家中小企业2013年的相关数据进行定量指标的相关性分析。分析结果见表2。

**表 2**

近似矩阵				
	值向量间的相关性			
	利息保障倍数	总资产增长率		
利息保障倍数	1.000	0.739		
总资产增长率	0.739	1.000		
这是一个相似性矩阵				
近似矩阵				
	值向量间的相关性			
	流动比率	速动比率	利息保障倍数	资产负债率
流动比率	1.000	0.991	-0.178	-0.810
速动比率	0.991	1.000	-0.180	-0.810
利息保障倍数	-0.178	-0.180	1.000	0.384
资产负债率	-0.810	-0.810	0.384	1.000
这是一个相似性矩阵				
近似矩阵				
	值向量间的相关性			
	资产报酬率	净资产收益率	营业利润率	成本费用利润率
资产报酬率	1.000	0.908	0.717	0.704
净资产收益率	0.908	1.000	0.540	0.490
营业利润率	0.717	0.540	1.000	0.959
成本费用利润率	0.704	0.490	0.959	1.000
这是一个相似性矩阵				

对于定性指标,本文采取专家评分的方法。通过向10位高校学者发放调查问卷,就各定性指标对线上供应链金融信用风险影响程度调查获取专家意见。专家的评分从1到5分别表示指标对信用风险的影响程度为:没有影响、影响极小、影响较小、有一定影响、较大影响和影响极大。最后,选取专家评定均值超过4分的指标,表明该定性指标对信用风险的影响得到专家学者的认可。

通过对定量指标和定性指标的筛选,本文得出影响我国商业银行线上供应链金融信用风险的30个指标(详见表3)。

## 二、BP神经网络模型概述

**1. BP神经网络基本原理。**神经网络(ANN)是由大量称为神经元的简单信息单元广泛连接组成的复杂网络,用于模拟人类大脑神经网络的结构和行为,其中,反向传播(BP)神经网络是由Bumelhart等(1985)提出的一种很有影响的神经元模型,它是一种多层次反馈型模型。BP神

表3 线上供应链金融信用风险指标体系及指标说明

编号	指标	指标说明
X <sub>1</sub>	宏观经济政策	行业受政治、社会、经济、技术环境的影响
X <sub>2</sub>	政策支持力度	政策对申请人所在行业的支持力度
X <sub>3</sub>	领导者素质	管理制度、产权结构、内部监督
X <sub>4</sub>	公司治理结构	所有权与经营权相互制衡的结构性关系
X <sub>5</sub>	财务披露质量	财务报表审计及信息披露情况
X <sub>6</sub>	销售利润率	销售利润/销售收入
X <sub>7</sub>	净资产收益率	税后利润/[ (期初净资产余额+期末净资产余额)/2 ]
X <sub>8</sub>	成本费用利润率	利润总额/成本费用总额
X <sub>9</sub>	流动比率	流动资产/流动负债
X <sub>10</sub>	资产负债率	负债总额/资产总额
X <sub>11</sub>	销售收入增长率	(本期销售收入-上年同期销售收入)/上年同期销售收入
X <sub>12</sub>	净利润增长率	(本期实现净利润-上年同期实现净利润)/上年同期实现净利润
X <sub>13</sub>	总资产增长率	(本期总资产-上年同期总资产)/上年同期总资产
X <sub>14</sub>	存货周转率	当期销售成本/平均存货余额
X <sub>15</sub>	应收账款周转率	当期销售净收入/应收账款平均余额
X <sub>16</sub>	交易履约率	履约次数/交易总次数
X <sub>17</sub>	贷款按期支付率	已偿还的到期贷款/已到期贷款
X <sub>18</sub>	核心企业信用等级	在银行中的信用等级
X <sub>19</sub>	核心企业销售利润率	销售利润/销售收入
X <sub>20</sub>	核心企业净资产收益率	税后利润/[ (期初净资产余额+期末净资产余额)/2 ]
X <sub>21</sub>	核心企业成本费用利润率	利润总额/成本费用总额
X <sub>22</sub>	两者线上交易年限	线上融资的年限
X <sub>23</sub>	项目产品价格稳定性	上季波动幅度
X <sub>24</sub>	项目产品变现能力	质物流动性、转换成现金能力
X <sub>25</sub>	应收账款周转情况	应收账款的周转效率,代表资金使用效率
X <sub>26</sub>	过往退货记录	是否存在购买方退货的记录
X <sub>27</sub>	关系质量	链上企业间的关系质量
X <sub>28</sub>	信息共享程度	整条供应链的信息共享、系统的兼容性
X <sub>29</sub>	电子订单、票据的处理能力	替代以往纸质材料的审批
X <sub>30</sub>	整体信息化水平	开展线上业务条件的程度

神经网络是当前神经网络中应用最广泛的一种。BP网络是一种具有三层或三层以上的层次结构网络,通常包括输入层、隐含层和输出层。其学习过程由正向传播和反向传播构成。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态,如果输出层得不到期望的输出,则转向反向传播,将误差信号沿原来的连接通道返回,通过修改各层神经元的权值,使得误差信号最小(详见图2)。

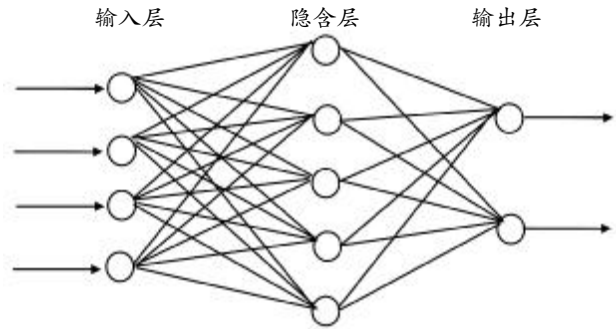


图2 三层BP网络拓扑结构

2. BP算法的步骤。设BP神经网络的输入层有m个节点,输出层有n个节点,隐含层的节点数为L。

步骤一,连接权重和阈值初值的设置。连接权重初值和神经元阈值初值可在(0,1)间随机设置。

步骤二,学习算法。输入样本评价指标信息(x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, ..., x<sub>n</sub>),计算实际输出:

$$y_i = 1 / \left[ 1 + \exp \left( - \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \right) \right]$$

式中:n为节点j的输入节点个数;x<sub>i</sub>为第i个输入节点的输出值;w<sub>ij</sub>为第i个输入节点到节点j的权重;i=0时,w<sub>ij</sub>和x<sub>i</sub>分别代表阈值和1。

比较已知输出与计算输出,修改k层节点的权重和阈值:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta \sigma_i x_i + \alpha [w_{ij}(k) - w_{ij}(k+1)]$$

式中:w<sub>ij</sub>为k-1层节点i到节点j的连接权重和阈值;x<sub>i</sub>为节点i的输出;η为学习系数(0<η<1);α为冲量系数(0<α<1)。

σ<sub>j</sub>是一个与偏差有关的值,对输出节点来说:

$$\sigma_j = y_j(1-y_j)(d_j - y_j)$$

式中:y<sub>j</sub>与d<sub>j</sub>分别是节点j的实际输出值和期望值。

对隐含节点来说,因其输出无法比较,所以经过反向推算:

$$\sigma_j = x_j(1-x_j) \sum_{i=0}^m \sigma_i w_{ij}$$

式中:x<sub>j</sub>为节点j的实际输出值;m为节点j的输出节点个数。

该算法进行迭代,每轮迭代都会调整各w值,直到期望输出与计算输出的误差小于某一个容许值。学习训练结束,模型建立。

3. BP神经网络在风险评价模型构建中的独特优势。首先,通过文献阅读发现,对商业银行信用风险的评价中,学者们多采用Logistic回归法、灰色综合评价法、层次分析法等主观性较强的评价方法对模型进行构建,而BP神经网络模型不需要对初始权重进行设计,从而降低了信用评价过程的主观性,使得对信用风险的度量评级更

加客观和公正。其次,线上供应链金融是包含了中小企业、链上核心企业、物流企业等一系列复杂因素的系统,一般的评价方法在信息缺乏、存在矛盾等复杂环境中往往难以进行准确的评估,而神经网络技术则跨越了这一障碍。最后,BP神经网络以其独有的自适应能力、自学习能力、泛化能力和容错能力,使其成为一种稳健的方法被广泛应用于需要构建多维非线性函数模型的领域。

### 三、基于 SPSS 软件的 BP 神经网络训练与检验

**1. 数据的来源及归一化处理。**笔者通过向某商业银行的线上供应链金融信贷业务员发放调查问卷,收集该行已完结线上供应链金融业务实际相关资料,从而获得分析所需的数据。本次样本数据采集其发放 30 份调查表,由于该商业银行开展线上供应链金融业务的时间较短并且出于商业保密等因素考虑,最终信息完整、可靠的有效样本有 13 个,其中包括 1 个高风险样本、6 个中度风险样本、4 个低风险样本和 2 个极低风险样本(风险度 1 到 5 表示风险从低到高)。具体数据如表 4 所示。

**表 4 线上供应链金额信用风险样本数据汇总表**

样本 指标	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
X <sub>1</sub>	3	3	3	3	3	3	3	4	3	3	4	4	4
X <sub>2</sub>	3	3	3	3	4	4	3	3	4	3	3	4	3
X <sub>3</sub>	4	3	3	4	3	3	3	4	3	3	4	3	3
X <sub>4</sub>	5	3	2	4	4	3	3	3	4	3	4	4	3
X <sub>5</sub>	5	3	2	5	4	4	3	3	4	3	3	4	3
X <sub>6</sub>	55.2%	17.5%	4.5%	43.8%	41.9%	27.5%	11.8%	15.9%	26.2%	18.1%	14.7%	35.1%	12.1%
X <sub>7</sub>	66.8%	5.17%	5.3%	22.8%	23.7%	13.1%	15.6%	7%	12.3%	24.6%	15.4%	23.4%	14.9%
X <sub>8</sub>	74.5%	23.2%	5.9%	60.2%	56.1%	40.3%	20.3%	27.2%	38.5%	29.1%	20.9%	51.2%	21.3%
X <sub>9</sub>	144.2%	99.7%	64.3%	125.2%	125.8%	106.6%	103.8%	95.1%	114.4%	93.1%	81.9%	115.7%	84.3%
X <sub>10</sub>	46.1%	53.2%	73.1%	61.5%	63.1%	63.2%	67.5%	57.1%	66.2%	53.8%	62.1%	62.8%	59.1%
X <sub>11</sub>	46.3%	1.5%	1.2%	36.3%	35.7%	14.1%	12.5%	19.2%	25.1%	15.3%	4.1%	26.2%	3.9%
X <sub>12</sub>	48.1%	7.7%	0.9%	25.1%	23.4%	16.7%	8.1%	13.1%	16.2%	12.4%	5.9%	18.6%	5.3%
X <sub>13</sub>	52.6%	8.7%	3.9%	36.2%	29.1%	18.1%	11.2%	15.5%	17.9%	17.8%	10.1%	24.2%	9.7%
X <sub>14</sub>	12.1%	7.2%	2.8%	9.3%	9.5%	7.4%	8.6%	6.7%	6.9%	5.8%	5.6%	6.9%	4.5%
X <sub>15</sub>	5.6	2.7	2.3	4.5	4.3	3.8	2.9	2.9	4.1	3.2	3.5	4.1	3.2
X <sub>16</sub>	100%	100%	95%	100%	98%	100%	99%	95%	96%	100%	98%	100%	100%
X <sub>17</sub>	100%	100%	95%	100%	100%	100%	96%	97%	100%	98%	100%	100%	96%
X <sub>18</sub>	4	4	3	4	4	4	4	4	3	4	4	4	4
X <sub>19</sub>	23.2%	22.0%	2.1%	6.2%	6.4%	11.4%	5.4%	6.4%	13.0%	4.7%	13.7%	10.6%	5.2%
X <sub>20</sub>	46.8%	15.8%	5.8%	14.11%	22.5%	14.5%	9.8%	10.8%	26.2%	6.2%	5.9%	16.4%	10.1%
X <sub>21</sub>	28.5%	33.0%	3.4%	6.2%	11.0%	13.4%	9.1%	6.6%	13.5%	4.5%	17.5%	12.0%	5.3%
X <sub>22</sub>	3	3	2	4	4	4	2	4	4	3	3	4	4
X <sub>23</sub>	4	2	2	4	3	3	2	3	3	2	3	3	3
X <sub>24</sub>	5	3	2	4	4	3	3	2	3	4	3	4	4
X <sub>25</sub>	5	3	2	5	3	4	3	3	3	3	4	4	3
X <sub>26</sub>	4	2	2	4	3	4	2	2	3	3	3	3	2
X <sub>27</sub>	5	4	3	4	4	4	3	4	4	4	4	4	4
X <sub>28</sub>	5	3	2	4	3	4	3	3	4	3	3	4	4
X <sub>29</sub>	5	3	2	5	4	3	2	2	3	2	3	4	3
X <sub>30</sub>	5	2	2	4	4	3	2	3	3	3	3	3	3
风险度	1	3	4	1	2	2	3	3	2	3	3	2	3

由于所构建的线上供应链金融信用风险的指标既包含定量指标又包含定性指标,各指标的度量标准不统一,不同定量指标的量纲也不一致,这导致根据原始指标体系所收集的样本信息存在不可共度性,也达不到 BP 神经网络对输入数据的要求。因此,需要先对数据进行归一化处理,将其转换为取值范围在 [0, 1] 之间的无量纲指标。数据归一化的处理方法如下:设  $\max_{1 \leq i \leq m} x_{ij} = a_j$ ,  $a_j$  为第 j 项指标的最大值;  $\min_{1 \leq i \leq m} x_{ij} = b_j$ ,  $b_j$  为第 j 项指标的最小值。

对于效益型指标,即指标值越大越好,令:  $y_{ij} = \frac{x_{ij} - b_j}{a_j - b_j}$ ; 对于成本型指标,即指标值越小越好,令:

$$y_{ij} = \frac{a_j - x_{ij}}{a_j - b_j}$$

。经过归一化处理后的指标数据如表 5 所示。

**2. 操作过程。**首先,本文采用三层 BP 网络结构构建模型,输入层为线上供应链金融信用风险评价指标,共 30 个神经元,隐含层的神经元个数可通过 SPSS 软件自动调整选取最佳个数,输出层只有一个神经元,是一个取值范围在 [0, 1] 之间的代数值,分值越高表明商业银行面临的信用风险越大。其次,神经元传递函数的 S 型函数 Sigmoid 具有收敛速度快、输出区间为 (0, 1) 以及定义域为实数的特点,正好满足模型构建的要求,因此,笔者选取 Sigmoid 函数作为隐含层和输出层的激发函数,并且设置循环次

表5 归一化后的样本指标数据汇总

样本 指标	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
X <sub>1</sub>	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1
X <sub>2</sub>	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0
X <sub>3</sub>	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0
X <sub>4</sub>	1	0.33	0	0.67	0.67	0.33	0.33	0.33	0.67	0.33	0.67	0.67	0.33
X <sub>5</sub>	1	0.33	0	1	0.67	0.67	0.33	0.33	0.67	0.33	0.33	0.67	0.33
X <sub>6</sub>	1	0.26	0	0.78	0.74	0.45	0.14	0.22	0.43	0.27	0.20	0.60	0.15
X <sub>7</sub>	1	0.01	0	0.28	0.30	0.13	0.17	0.03	0.11	0.31	0.16	0.29	0.16
X <sub>8</sub>	1	0.25	0	0.79	0.73	0.50	0.21	0.31	0.48	0.34	0.22	0.66	0.22
X <sub>9</sub>	1	0.44	0	0.76	0.77	0.53	0.49	0.39	0.63	0.36	0.22	0.64	0.25
X <sub>10</sub>	1	0.74	0	0.43	0.37	0.37	0.21	0.59	0.26	0.71	0.41	0.38	0.52
X <sub>11</sub>	1	0.01	0	0.78	0.76	0.29	0.25	0.40	0.53	0.31	0.06	0.55	0.06
X <sub>12</sub>	1	0.14	0	0.51	0.48	0.33	0.15	0.26	0.32	0.24	0.11	0.38	0.09
X <sub>13</sub>	1	0.10	0	0.66	0.52	0.29	0.15	0.24	0.29	0.29	0.13	0.42	0.12
X <sub>14</sub>	1	0.47	0	0.70	0.72	0.49	0.62	0.42	0.44	0.32	0.30	0.44	0.18
X <sub>15</sub>	1	0.12	0	0.67	0.61	0.45	0.18	0.18	0.55	0.27	0.36	0.55	0.27
X <sub>16</sub>	1	1	0	1	0.6	1	0.80	0	0.20	1	0.60	1	1
X <sub>17</sub>	1	1	0	1	1	1	0.20	0.40	1	0.60	1	1	0.20
X <sub>18</sub>	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
X <sub>19</sub>	1	0.94	0	0.19	0.20	0.44	0.16	0.20	0.52	0.12	0.55	0.40	0.15
X <sub>20</sub>	1	0.24	0	0.20	0.41	0.21	0.10	0.12	0.50	0.01	0	0.26	0.10
X <sub>21</sub>	0.85	1	0	0.09	0.26	0.34	0.19	0.11	0.34	0.04	0.48	0.29	0.06
X <sub>22</sub>	0.50	0.50	0	1	1	1	0	1	1	0.50	0.50	1	1
X <sub>23</sub>	1	0	0	1	0.50	0.50	0	0.50	0.50	0	0.50	0.50	0.50
X <sub>24</sub>	1	0.33	0	0.67	0.67	0.33	0.33	0	0.33	0.67	0.33	0.67	0.67
X <sub>25</sub>	1	0.33	0	1	0.33	0.67	0.33	0.33	0.33	0.33	0.67	0.67	0.33
X <sub>26</sub>	1	0	0	1	0.50	1	0	0	0.50	0.50	0.50	0.50	0
X <sub>27</sub>	1	0.50	0	0.50	0.50	0.50	0	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
X <sub>28</sub>	1	0.33	0	1	0.67	0.33	0	0	0.33	0	0.33	0.67	0.33
X <sub>29</sub>	1	0	0	0.67	0.67	0.33	0	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33
X <sub>30</sub>	1	0	0	0.67	0.67	0.33	0	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33
风险度	0	0.67	1	0	0.33	0.33	0.67	0.67	0.33	0.67	0.67	0.33	0.67

数为1 000、学习率为0.01、目标误差为0.001。最后,在训练样本和验证样本的选取中,本文采用设置分区变量的方式,将分区值设置为概率参数为0.7的Bernoulli变量,将修改后取值为“1”的样本作为训练样本,共10个,将取值为“-1”的样本分配给验证样本,共3个,分别为第2个、第6个和第10个样本。

3. 结果分析。本文运用SPSS神经网络分析工具建立了一个多层次感知(MLP)神经网络,具体结果见表6。

通过模型汇总的数据可以看出,训练样本的相对错误为0.3%,验证样本的相对错误只有8.5%。并且,将模型验证样本的输出结果与实际结果进行对比分析(见表7),发现两者具有较高的吻合度,证明基于BP神经网络的线上供应链金融信用

表6

模型汇总		
训练	平方和错误	0.002
	相对错误	0.030
	中止使用的规则	已超过的最大时程数(1 000)
	培训时间	0:00:00.01
保持	相对错误	0.085
因变量:风险程度		

表7 模型验证输出结果分析

	样本2	样本6	样本10
模型验证输出结果	0.64	0.38	0.61
实际结果	0.67	0.33	0.67
风险类型	一般	较低	一般
结果对比	一致	一致	一致

风险评估模型具有很好的可行性和有效性,该模型为商业银行开展线上供应链金融提供了较为有效、准确的分析判断依据。

#### 四、结论

线上供应链金融作为供应链金融的线上化,以其独有的便捷性和信息化优势迅速成为各商业银行拓展业务范围的新领域,但是相较于传统的供应链金融,线上供应链金融所涉及的主体更多,信用风险的诱因更为复杂。因此,建立一套线上供应链金融信用风险评价模型成为各商业银行开展业务的前提和保障。本文基于BP神经网络建立了线上供应链金融信用风险评估模型并验证了其有效性。该模型为商业银行开展线上供应链金融业务提供了快捷、准确的信用风险评估工具,并为其在风险的控制和防范中提供理论依据,也为研究线上供应链金融风险理论的学者们提供了一个全新的分析视角。

#### 主要参考文献

- 黄丹.线上供应链金融操作风险管理研究[D].武汉:武汉理工大学,2012.
- 闫俊宏.供应链金融融资模式及其信用风险管理研究[D].西安:西北工业大学,2007.
- 周鑫.基于供应链金融的中小企业信用评价研究[D].广州:暨南大学,2013.
- 王帆.供应链金融视角下中小企业信用风险评估[D].厦门:厦门大学,2014.
- 胡海青,张琅,张道宏.供应链金融视角下的中小企业信用风险评估研究——基于SVM与BP神经网络的比较研究[J].管理评论,2012(24).
- 【基金项目】广西研究生教育创新计划资助项目“城市发展中融资风险控制研究”(编号:YC-SW2014149)