

文章编号: 1003-207(2007)03-0085-08

# 基于供应链的企业信贷风险评估研究

于瑞峰<sup>1</sup>, 任艳敏<sup>1</sup>, 王雨<sup>2</sup>, 刘丽文<sup>3</sup>

(1. 清华大学工业工程系, 北京 100084; 2. 中国进出口银行, 北京 100009;  
3. 清华大学经济管理学院, 北京 100084)

**摘要:** 提出了基于供应链的企业信贷风险评估指标体系, 全面地评估贷款申请企业的偿债能力, 克服了当前企业信贷风险评估中存在的只对申贷企业孤立评判的不足。应用 BP 神经网络, 基于新提出的企业信贷风险评估指标体系, 开发了风险评估的数学模型。算例研究的结果表明, 该模型具有良好的可操作性, 能对企业贷款申请进行有效、精确地评估。

**关键词:** 信贷风险评估; 供应链; 神经网络

**中图分类号:** TP13      **文献标识码:** A

## 1 引言

信贷风险(credit risk)是指在信贷过程中, 由于各种不确定性, 使借款人不能按时偿还贷款, 造成银行贷款本金及其利息损失的可能性<sup>[1]</sup>。巨额不良贷款的存在不仅会严重削弱商业银行资本金增长的利润基础, 而且积累了大量的金融风险, 信贷风险及其所引起的银行坏帐已经成为困扰世界各国经济的重要问题, 我国商业银行不良贷款比例过高更早已是不争之事实。因此, 探寻和建立行之有效的信贷风险评估方法就彰显其迫在眉睫之重要意义。

传统的信贷风险评估方法是 5C 要素分析法<sup>[2]</sup>, 它是一种专家分析法。它主要是对借款人的道德品质(Character)、还款能力(Capacity)、资本实力(Capital)、担保(Collateral)和经营环境条件(Conditions)五个方面进行全面的定性分析以判别借款人的还款意愿和还款能力。人们后来发现, 信用危机往往是由财务危机引起, 所以及早发现和找出一些预警财务趋向恶化的特征财务指标, 无疑可以判断借款人的财务状况, 从而确定其信用等级, 为信贷提供依据。基于此, 信用风险的测度就转化为企业财务状况的衡量问题, 并且由此开发出一系列的财务比率分析方法。这类方法的主要代表有杜邦

财务分析体系和沃尔比重评分法<sup>[3]</sup>。以上两类专家分析方法, 基本属于一种定性分析法。为了能够进行定量地预测, 及早发现信用危机信号以做出信贷决策, 国际金融界和学术界又运用数量统计方法推导而建立起了以特征财务比率为解释变量的多变量信用风险判别模型, 比较有代表性的是多元判别分析法<sup>[4]</sup>, Logit 法<sup>[5]</sup>以及近邻法<sup>[6]</sup>等。随着金融市场环境所发生的变化, 一些新的方法和模型又被开发出来并得到应用, 主要有衡量在未来的一段时间内, 在给定的时间概率条件下, 投资组合的最大可能损失价值的 VAR(Value at Risk)法<sup>[7]</sup>; 基于公司的破产概率, 衡量单个项目信贷风险的 Credit Monitor 模型和衡量信贷组合风险的 Portfolio Manager 模型<sup>[8]</sup>; 以及注重信用组合风险的评估的组合风险评估方法。

综合分析上述评估方法, 就会发现它们评估的着眼点都只是对贷款申请企业自身进行孤立的分析。最多加入几个指标来评估企业所处行业的状况, 比如发展前景、政策环境等。然而二十一世纪的市场竞争已经不仅仅是单个企业间的竞争, 而是不同供应链之间的竞争。供应链整体竞争力的强弱, 将直接影响申贷企业的生存和发展。另外, 许多实例证明<sup>[9]</sup>, 贷款申请企业作为供应链的一个节点企业, 其生产、销售等诸多环节将依赖于供应链上的其他节点企业, 其他节点的风险也将不可避免地转嫁到该贷款申请企业身上。即使贷款申请企业本身有着很好的管理水平和经营状况, 但是由于上下游厂家的薄弱或风险以及整个供应链的结构合理性等问

收稿日期: 2006-02-21; 修订日期: 2007-04-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70532004; 70372005)

作者简介: 于瑞峰(1970-), 男(汉族), 天津人, 清华大学工业工程系副教授, 管理学博士, 研究方向: 管理科学与工程。

题一样会影响企业的贷款偿还能力,而这种风险显然不能通过已有的指标体系体现出来的。

另一方面,现有的供应链风险评估和管理方面的研究主要集中在对企业供应商的风险评估及管理,供应链信息传递及共享的风险评估,以及网络结构模式、财务等方面<sup>[9-11]</sup>,几乎没有人从供应链风险管理的角度来研究企业信贷评估和管理问题。

针对当前企业信贷风险评估研究中存在的只对申贷企业孤立评判的不足,本研究提出基于供应链的企业信贷风险评估。通过提出基于供应链的企业信贷风险评估指标体系,应用 BP 神经网络,全面地评估贷款申请企业的偿债能力。

## 2 基于供应链的企业信贷风险评估指标体系

根据上述基于供应链管理的分析,企业信贷风险评估的指标体系应该包括三个部分:(1)针对贷款申请企业本身的信贷风险评估指标集合,主要评估申贷企业的信用历史、经营现状和发展前景;(2)针对供应链整体竞争力和生存能力的信贷风险评估指

标集合,主要评估供应链最终产品的竞争力以及与供应链结构、合作机制等相关的供应链整体风险;(3)针对供应链中与申贷企业关系最紧密的直接上下游企业的信贷风险评估指标集合,分别针对申贷企业的直接上下游的相关因素进行评估。

### 2.1 针对贷款申请企业本身的信贷风险评估指标

针对于贷款申请企业本身的信贷风险评估指标已经相对比较成熟,根据相关法规、银行业内部评估的规则以及专业评级机构的评估指标<sup>[12]</sup>,选取通用的 12 个指标,如图 1 所示,分别反映申贷企业的 6 个方面:(1)综合素质。考察企业领导群体的文化结构、决策能力和开拓及应变等能力,职工队伍的文化水平和素质,技术装备和工艺水平等企业的综合素质;(2)资金实力。考察企业的自有资金比例和短期偿债能力;(3)经营状况。考察企业生产和销售状况;(4)资金信用。考察企业的信用记录,即资金履约情况;(5)效益状况。考察企业实现利润以及利润的增长等情况;(6)发展前景。考察企业及其所在行业的发展潜力和能力。

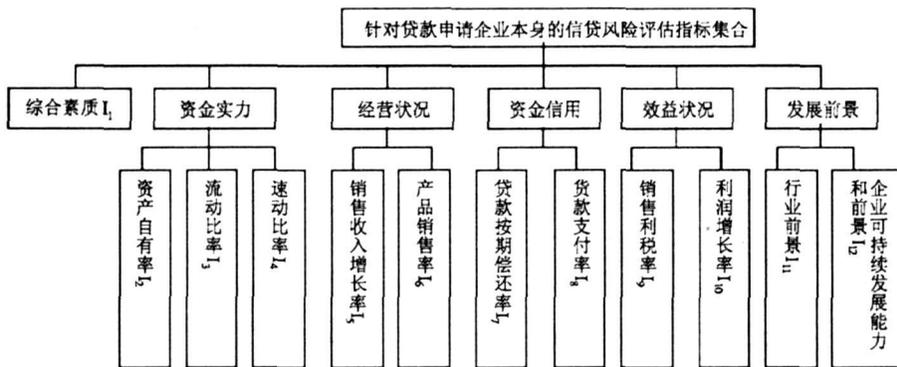


图 1 针对贷款申请企业本身的信贷风险评估指标集合

### 2.2 针对供应链整体竞争力和风险的信贷风险评估指标

针对供应链整体竞争力和风险的评估指标不但要反映供应链最终产品的竞争力、供应链整体在管理和合作方面的风险,而且还要反映申贷企业对供应链的依赖程度或者自身应变能力,具体框架结构如图 2 所示。不难理解,待评估企业对供应链的依赖性越小,或者自身应变能力越强,它受供应链的负面影响也就越小。本文引入“依赖性修正值”来衡量这种影响的大小。它是一个 0~1 之间的数,数值越大,说明供应链整体对企业的影响越大,信贷风险来

自于供应链整体的成分就会越多。指标 I13~I18 的评价在归一化到 0~1 之间后都将乘以这个值以得到最终修正后的指标评价值。这个依赖性修正值将由专家在考察和调研供应链后,综合考虑利润比重和应变柔性直接打分获得。所谓利润比重指的是企业从该供应链中所获得的利润占企业总利润的比例,该比例值越高,说明企业对该供应链的依赖性也就越大;所谓应变柔性指生产柔性,尽快更换生产产品的能力,尽快更换供应链的能力,快速响应和合理处理供应链危机的能力和措施,更换供应链的代价和损失等因素。

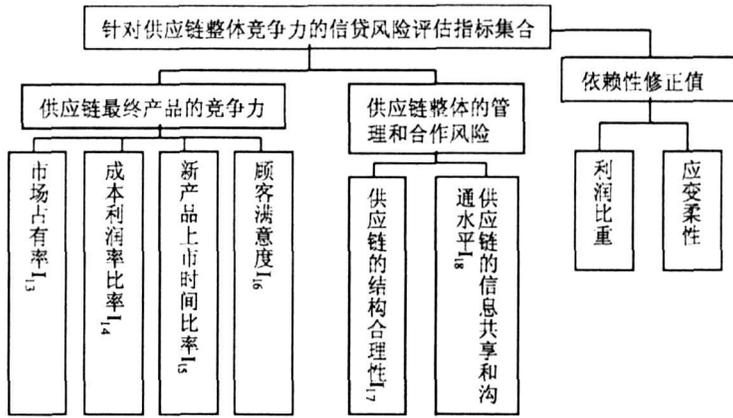


图2 针对供应链整体竞争力和风险的信贷风险评估指标集合

### 2.3 针对供应链中直接上下游企业的信贷风险评估指标

该部分是评估贷款申请企业的上下游企业的指标量度,着重评估那些会直接影响申贷企业偿债能力的因素。其中,供应商对下游制造商(本文的待评估贷款申请企业)施加的影响主要体现在物流方面,销售商对制造商的影响主要体现在资金流和信息流方面。具体指标集合的框架结构如图3所示。

一般来讲,制造商都有多于一个的直接上游供应商和直接下游销售商,在这里都将予以评估。同时正如前面所说的,贷款申请企业对其某供应商或销售商的依赖性越小,则受该供应商或销售商的负面影响也就越小。所以在这里,给每个供应商和销

售商都设置了“依赖性修正值”,以考察这种依赖性。同时,由于这个修正指标的存在,所有的供应商或销售商在权重上可以看作是无差别的,也就是说所有评估的直接上游供应商或直接下游销售商具有相同的权重。考虑到指标数目(输入神经节点)过多对于神经网络模型造成的技术实现难度;更重要的是,每个不同的供应链有不同的供应商和销售商数量,如果把每个供应商或销售商都作为一个输入节点,势必使得训练出的神经网络失去了其普遍适用性。所以在这里,先评估单个的供应商和销售商,然后加权后得到直接上游供应商和直接下游销售商风险的整体评价,这两个整体评价指标将作为神经网络的输入节点。

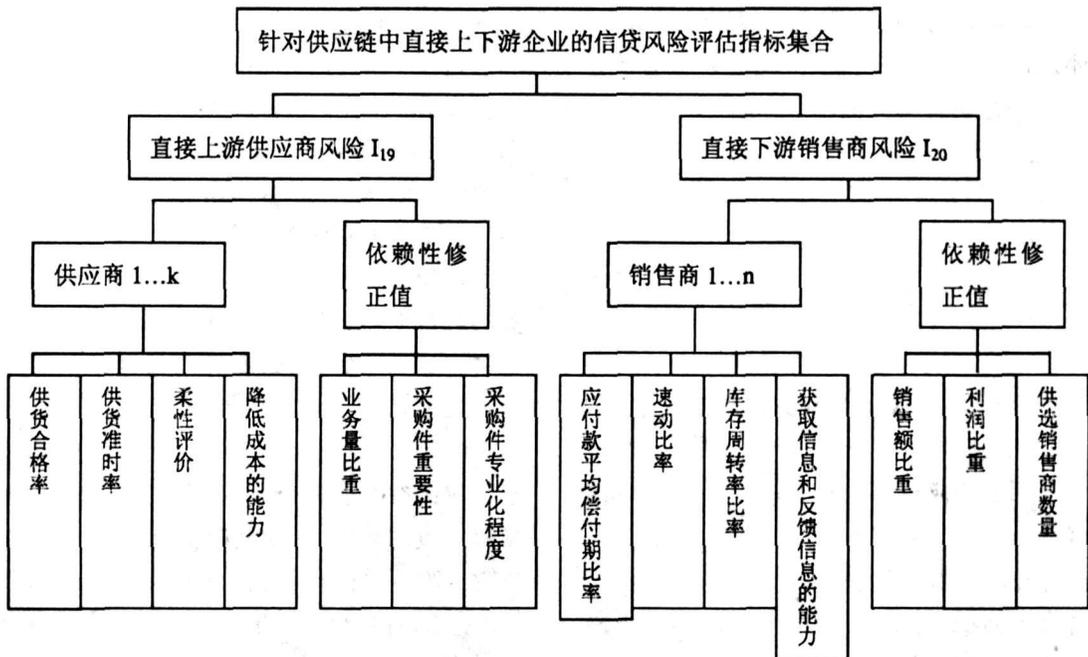


图3 针对供应链中直接上下游企业的信贷风险评估指标集合

### 3 企业信贷风险评估的神经网络建模

国内外的一些学者<sup>[13-14]</sup>应用神经网络进行了信用评估方面的研究,取得了很好的效果。本研究基于 BP 神经网络,通过样本数据的训练,使其经过自适应学习后得到的最终权值系数能够很好地反映输入/输出映射的关系,训练好的神经网络就可以作为对实际企业贷款申请进行有效评估的工具。

#### 3.1 基于 BP 神经网络的企业信贷风险评估模型

基于供应链的企业信贷风险评估系统采用 3 层 BP 神经网络,其中每个圆圈表示一个神经元,各神经元之间通过相互连接形成网络拓扑结构,如图 4 所示。

##### 3.1.1 输入节点设计

输入层选取了 20 个输入节点,分别对应着基于供应链的企业信贷风险评估指标体系中的 20 个指标,即。对于 BP 模型的输入层神经元,其输入等于输出。对于指标体系中的定性指标采用专家打分方法进行定量化处理,对所有指标应用极差变换法做

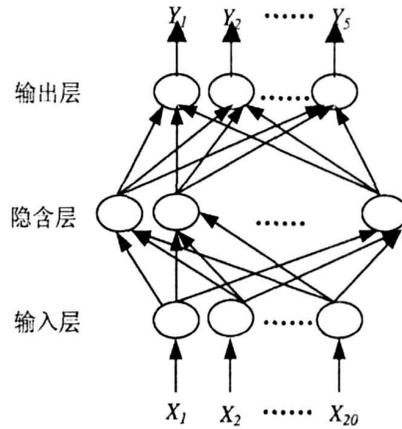


图 4 企业信贷风险评估的 BP 网络结构

标准化处理,消除不同指标之间的量纲和量级影响。

##### 3.1.2 输出节点设计

为了与我国银行通行的贷款质量五级分类管理原则<sup>[15]</sup>相一致,输出层选取了 5 个输出节点,分别对应着不同的贷款风险,各风险等级对应的输出向量如表 1 所示。

表 1 风险等级及其输出矢量

贷款风险等级	正常(风险很低)	关注(风险较低)	次级(风险中等)	可疑(风险较高)	损失(风险很高)
输出矢量	(10000)	(01000)	(00100)	(00010)	(00001)

##### 3.1.3 隐含层设计

隐含层节点数的选择应用经验法确定,通过综合考虑学习效率和误判次数,选取 16 个隐含节点。由此,网络的基本结构为 20-16-5 型的三层 BP 前向神经网络。本研究中所有节点函数均为 Sigmoid 型函数,网络中神经元的输入/输出关系为:

$$net_{jt} = \sum_{i=1}^{n_{t-1}} w_{ij} x_i, j = 1, 2, \dots, n_t; y_{jt} = f(net_{jt}),$$

$j = 1, 2, \dots, n_t$

误差函数取  $MSE = \frac{1}{P \cdot M} \sum_p \sum_m (y_{pjm}' - y_{pjm})^2$

其中:  $net_{jt}$  为第  $t$  层第  $j$  个神经元的输入;  $y_{jt}$  为第  $t$  层第  $j$  个神经元的输出;  $x_i$  为第  $t-1$  层第  $i$  个神经元对第  $t$  层第  $j$  个神经元的输出;  $w_{ij}$  为第  $t-1$  层第  $i$  个神经元与第  $t$  层第  $j$  个神经元之间的连接权;  $y_{pjm}'$  为理想输出;  $y_{pjm}$  为实际输出;  $P$  为训练样本的个数;  $M$  为输出节点数。本研究采用改善的梯度下降法来训练权值,以极小化误差函数。

#### 3.2 基于 BP 神经网络的企业信贷风险评估步骤

(1) 初始化神经网络结构参数,包括网络权重

$w$ 、学习率  $\eta$  惯性参数  $\alpha$ , 误差允许阈值。

(2) 输入学习样本,训练神经网络。

(3) 计算神经网络的检测变量 MSE(均方差),当 MSE 小于给定的允许阈值时终止训练。

(4) 向经过训练的神经网络输入评估指标向量  $X$ , 得到网络输出向量  $Y$ 。

(5) 根据输出向量,比照表 1, 确定企业信贷风险的评估结果。

#### 3.3 模型训练及其检验

本研究的数据来源是根据企业公开发表的介绍资料和数据,基于企业本身的经营现状、企业所在供应链整体竞争力、与企业关系最紧密的直接上下游企业的风险三个方面所对应的数据和描述,按照好、中、差三个等级选择了 30 家企业,并归纳总结出基于供应链的企业信贷风险评估指标体系中的 20 个指标对应的数值。在此基础上,请银行专家对他们的贷款风险等级进行评估。从专家的评估结果中选出 5 个贷款风险等级中的各 4 家企业,其中 3 个作为训练样本,1 个作为检测样本。在此基础上,又添加了两个虚拟公司,第 0 号公司的各项指标值都是最优值,第 21 号公司的各项指标都是最差值。设置虚拟



表 3 样本分类

贷款风险等级	正常 (风险很低)	关注 (风险较低)	次级 (风险中等)	可疑 (风险较高)	损失 (风险很高)
总样本集	0, 1, 4, 5, 6	8, 16, 3, 17	2, 7, 19, 20	9, 10, 15, 18	11, 12, 13, 14, 21
训练样本集	0, 1, 4, 6	8, 16, 17	2, 7, 19	9, 15, 18	11, 12, 14, 21
检测样本集	5	3	20	10	13

本研究的初始权重选择在(0, 0. 2) 的范围内随机生成, 初始权值比较小, 这样可以保证每个神经元一开始都在它们转换函数变化最大的地方进行。学习率  $\eta$  和惯性参数  $\alpha$  的选择采用试值法, 首先置两者的初始值为 0. 6, 在网络调试阶段并没有出现振荡, 所以保持学习率  $\eta= 0. 6$  不变, 这样可以保证网络以较快的速度收敛; 然后以 0. 01 为步长逐步增大惯性参数  $\alpha$  的值, 并且调试网络, 发现当  $\alpha= 0. 66$  时, 网络收敛最快, 并且没有出现振荡, 而当进一步增大  $\alpha$  值时, 开始出现振荡。所以我们最后选定学习参数  $\alpha = 0. 66, \eta= 0. 6$ 。训练终止判据选择仍然采用试值法, 从 0. 01 开始, 步长为 0. 001 往下递减, 然后比较相对应的检测的  $MSE$ , 直到开始出现增长。最后选

定最优值 0. 003 作为训练用的  $MSE$  阈值。

神经网络模型的训练在软件 NeuroSolutions Version4. 0 上进行, 总共进行的训练次数为 3019, 其实际输出结果值和期望输出节点值( 导师) 以及预设参数值如表 4 所示, 均方差  $MSE = 0. 0029826 < 0. 003$ , 符合要求。再用 5 组数据对训练好的神经网络进行检测, 结果如表 5 所示。预测值( 实际输出) 和实际值( 期望输出) 之间的拟合优度  $\hat{y}^2 > 98\%$ , 预测值和实际值之间的  $MSE = 0. 004$ , 检测结果表明实际输出与期望输出是一致的, 本文所构建的神经网络模型性能良好, 可以用于实际信贷申请的评价。

表 4 神经网络训练结果

样本名	期望输出	实际输出	风险程度
公司 0	( 10000)	( 0. 972374, 0. 006751, 0. 007126, 0. 008769, 0. 004713)	很低
公司 1	( 10000)	( 0. 006483, 0. 963172, 0. 007814, 0. 005628, 0. 004756)	很低
公司 2	( 00100)	( 0. 007447, 0. 007451, 0. 961337, 0. 008229, 0. 001665)	中等
公司 4	( 10000)	( 0. 954357, 0. 006114, 0. 004415, 0. 006687, 0. 002170)	很低
公司 6	( 10000)	( 0. 947397, 0. 008192, 0. 004265, 0. 007819, 0. 003639)	很低
公司 7	( 00100)	( 0. 003678, 0. 003818, 0. 945506, 0. 003361, 0. 007285)	中等
公司 8	( 01000)	( 0. 003676, 0. 949145, 0. 002987, 0. 004768, 0. 005746)	较低
公司 9	( 00010)	( 0. 001554, 0. 004452, 0. 006695, 0. 965359, 0. 002107)	较高
公司 11	( 00001)	( 0. 002927, 0. 004945, 0. 006119, 0. 002845, 0. 940465)	很高
公司 12	( 00001)	( 0. 004982, 0. 001764, 0. 005982, 0. 003927, 0. 932083)	很高
公司 14	( 00001)	( 0. 001726, 0. 002938, 0. 007965, 0. 001203, 0. 960328)	很高
公司 15	( 00010)	( 0. 005942, 0. 003452, 0. 004765, 0. 939766, 0. 007276)	较高
公司 16	( 01000)	( 0. 003576, 0. 947149, 0. 004412, 0. 001678, 0. 002854)	较低
公司 17	( 01000)	( 0. 002938, 0. 930295, 0. 002039, 0. 001938, 0. 003026)	较低
公司 18	( 00010)	( 0. 007438, 0. 003745, 0. 006465, 0. 951176, 0. 007456)	较高
公司 19	( 00100)	( 0. 004387, 0. 006224, 0. 927516, 0. 004443, 0. 006276)	中等
公司 21	( 00001)	( 0. 003029, 0. 002938, 0. 003045, 0. 003948, 0. 970394)	很高

表 5 神经网络检测结果

样本名	期望输出	实际输出	风险程度
公司 3	( 10000)	( 0. 920667, 0. 121050, 0. 012556, 0. 031919, 0. 049197)	很低
公司 5	( 01000)	( 0. 041690, 0. 919826, 0. 028457, 0. 110276, 0. 041809)	较低
公司 10	( 00010)	( 0. 115354, 0. 041589, 0. 011627, 0. 929515, 0. 044230)	较高
公司 13	( 00001)	( 0. 055539, 0. 113594, 0. 049177, 0. 009434, 0. 922182)	很高
公司 20	( 00100)	( 0. 045051, 0. 016721, 0. 910338, 0. 058746, 0. 031338)	中等

### 4 算例研究

本文选取的算例是一家民营家具公司, 公司成

立于 1994 年, 公司主营中档木质家具和整体厨房设备, 产品主要销往京津市场。公司的供应链结构如图 5 所示, 家具公司负责产品的设计开发和制造。

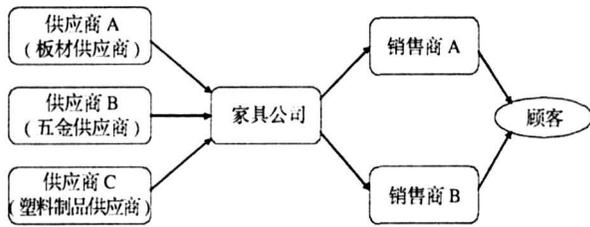


图 5 某家具公司的供应链结构图

它主要有三个上游供应商, 分别负责板材、五金和塑料制品的供应, 下游有两个主要的销售商, 负责家具产品的展卖、订单收集、加工参数的丈量和收集、发货到顾客手中并且负责安装维护。

经过专家对该公司的 20 个指标进行评估, 得到原始评分结果如表 6 所示。

表 6 算例公司各指标原始评分结果

评估指标	I <sub>1</sub>	I <sub>2</sub>	I <sub>3</sub>	I <sub>4</sub>	I <sub>5</sub>	I <sub>6</sub>	I <sub>7</sub>	I <sub>8</sub>	I <sub>9</sub>	I <sub>10</sub>
评估值	2.29	65.5	175.9	89.7	8.8	83.3	100	88.4	18.1	5.2
评估指标	I <sub>11</sub>	I <sub>12</sub>	I <sub>13</sub>	I <sub>14</sub>	I <sub>15</sub>	I <sub>16</sub>	I <sub>17</sub>	I <sub>18</sub>	I <sub>19</sub>	I <sub>20</sub>
评估值	2.34	2.58	17.8	1.31	1.37	3.16	2.76	3.78	0.72	0.57

对表 6 中数据运用极差变换法标准化, 得到如

表 7 的神经网络输入节点值。

表 7 对算例公司应用神经网络的输入节点值

评估指标	I <sub>1</sub>	I <sub>2</sub>	I <sub>3</sub>	I <sub>4</sub>	I <sub>5</sub>	I <sub>6</sub>	I <sub>7</sub>	I <sub>8</sub>	I <sub>9</sub>	I <sub>10</sub>
输入节点值	0.57	0.93	0.97	0.70	1	0.86	1	0.86	1	0.87
评估指标	I <sub>11</sub>	I <sub>12</sub>	I <sub>13</sub>	I <sub>14</sub>	I <sub>15</sub>	I <sub>16</sub>	I <sub>17</sub>	I <sub>18</sub>	I <sub>19</sub>	I <sub>20</sub>
输入节点值	0.59	0.65	0.64	0.56	0.38	0.54	0.44	0.70	0.72	0.57

将这些输入节点值输入训练成熟的 BP 神经网络模型中, 得到如下的实际输出结果:

(0.009613, 0.944008, 0.010951, 0.007661, 0.012287)

对应的风险等级为(01000) - 风险较低。银行可适度地发放信用贷款, 发放抵押或担保贷款的额度可以大一点, 以确保在一定风险范围内的利益最大化。同时, 为了确保信贷资产的安全, 放贷后对该企业要定期地作评估, 做到防微杜渐, 防患于未然。

### 5 结语

本文在供应链环境下研究和分析了企业信贷风险, 提出了基于供应链的全面反映企业信贷风险的指标体系, 从贷款申请企业本身, 供应链整体竞争力和生存能力, 供应链中与申贷企业关系最紧密的直接上下游企业 3 个方面, 全面地评估贷款申请企业的偿债能力, 克服了当前企业信贷风险评估研究中存在的只对申贷企业孤立评判的不足。开发了基于 BP 神经网络的企业信贷风险评估模型, 深入挖掘预测变量之间“隐藏”的相互关系, 算例研究的结果验证了本研究提出的评估模型的有效性、准确性和便捷性, 具有广阔的应用前景。本研究提出的评估信贷风险的指标体系和模型, 特别适用于那些在产品的供应链条上, 依赖上下游企业程度较高的企业的信贷风险评估。

### 参考文献:

- [1] Tim R. A. . Risk management and the credit risk premium[J]. Journal of Banking & Finance, 2002, 26: 243-269.
- [2] Edward I. A. , Anthony S. . Credit risk measurement: Developments over the last 20 years [J]. Journal of Banking & Finance, 1998, 21: 1721- 1742.
- [3] 王淑萍, 史建梁, 陈冠亚. 财务报告分析[M]. 清华大学出版社, 2003: 265- 273.
- [4] Doumpos M. , Zopounidis C. . Credit Risk Assessment Using a Multi- criteria Hierarchical Discrimination Approach: A comparative Analysis [J]. European Journal of Operational Research, 2002, 138 ( 2 ): 392- 412.
- [5] Erkki K. L. . Predicting a corporate credit analyst's risk estimate by logistic and linear models [J]. International Review of Financial Analysis, 1999, 8(2): 97- 121.
- [6] Michael B. G. . A comparative anatomy of credit risk models [J]. Journal of Banking & Finance, 2000, 24: 119- 149.
- [7] Anthony S. . Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms [M]. John Wiley & Sons, New York, 1999: 28- 30.
- [8] Crouhy M. , Galai D. , Robert M. . A comparative analysis of current credit risk models [J]. Journal of Banking & Finance, 2000, 24: 59- 117.
- [9] 沈厚才, 陶青, 陈煜波. 供应链管理理论与方法 [J]. 中

- 国管理科学, 2000, 8(1): 1- 9.
- [10] Shi D. . A review of enterprise supply chain risk management[J]. Journal of Systems Science and Systems Engineering, 2004, 13(2) : 219- 44.
- [11] 申悦, 于瑞峰, 吴甦, 刘丽文. 零售商 Bertrand 竞争下的供应链成本信息共享价值[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2005, 45(11): 1581- 1584.
- [12] 李信宏, 邵立强, 庄建华, 等. 信用评级[M]. 中国人民大学出版社, 2006: 124- 130.
- [13] Trippi, R. R., Turban E.. Neural Networks in Finance and Investing[M]. Irwin Professional Publishing, Chicago, 1996: 305- 311.
- [14] 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[J]. 系统工程理论与实践, 1999, 9: 24 - 32.
- [15] 陈德胜, 姚伟峰, 冯宗宪. 商业银行内部评级的设计、质量管理与应用研究[J]. 经济问题探索, 2004, (10): 47 - 51.

## Research on Risk Assessment of Corporate Credit Based on Supply Chain

YU Rui-feng<sup>1</sup>, REN Yan-min<sup>1</sup>, WANG Yu<sup>2</sup>, LIU Li-wen<sup>3</sup>

(1. Department of Industrial Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Export- Import Bank of China, Beijing 100009, China;

3. School of Economics and Management, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** A new index system for evaluating the corporate credit risk is presented, which can comprehensively evaluate the corporate's ability of refunding bank's money. It gets rid of the shortcoming of only irregularly evaluating the specific corporate applying for the loan in the present research. Applying the method of BP Neural Networks, the new quantitative evaluation model on risk assessment of corporate credit is developed. The results of examples show that the proposed model is feasible and accurate for dealing with the risk assessment of corporate credit.

**Key words:** credit risk assessment; supply chain; neural network