

基于支持向量机的供应链金融信用风险评估研究

胡海青¹ 张 琅¹ 张道宏¹ , 陈 亮²

(1. 西安理工大学 经济与管理学院, 西安 710054; 2. 中国建设银行陕西分行, 西安 710061)

摘要:研究了在供应链金融模式下的信用风险评估,提出了综合考虑核心企业资信状况及供应链关系状况的信用风险评估指标体系,运用机器学习的方法支持向量机(SVM)建立信用风险评估模型。通过与主成分分析和 Logistic 回归方法建立的信用风险评估模型进行实证结果对比,证实了基于 SVM 的信用风险评估体系更具有有效性和优越性。

关键词:供应链金融; 信用风险评估; 支持向量机; Logistic 模型

中图分类号: F830

文献标识码: A

文章编号: 1001-8409(2011)05-0026-05

Research on Finance Credit Risk Assessment of Supply Chain Based on SVM

HU Hai-qing¹, ZHANG Lang¹, ZHANG Dao-hong¹, CHEN Liang²

(1. School of Economics and Administration, Xi'an University of Technology, Xi'an 710054;

2. Construction Bank of China, Shaanxi Branch, Xi'an 710061)

Abstract: This paper researches on credit risk assessment in Supply Chain Finance (SCF) service. An index system of credit risk assessment considering the core enterprise's credit status and the supply chain relationship is developed. Furthermore, a credit risk assessment model based on Support Vector Machines (SVM) is conducted in this paper. At last, through analyzing and comparing the empirical results, it is testified that the SVM-based credit risk assessment model is more effective and advantageous than the logistic regression model based on principal component analysis.

Key words: SCF; credit risk assessment; SVM; logistic model

一、引言

供应链金融作为一种新型的融资模式,近年来在国内得到了迅速发展。这种融资模式一方面可以将资金有效注入处于相对弱势的上下游配套中小企业,解决中小企业融资难和供应链失衡的问题;另一方面,有利于培养商业银行的潜在客户,商业银行作为供应链上资金流动的连接节点,可以向上或向下提供延伸服务,使得生产厂商、物流企业、零售商或最终消费者的资金流在银行体系内部实现良性循环,从而开拓出新的客户群,在提高营销效率的同时降低营销成本。此外,供应链金融业务的发展还有助于改善商业银行的盈利模式,扩大中间业务收入来源。因此,供应链金融已经成为境内外商业银行、财务公司,乃至物流企业共同关注的焦点和利润的集中增长点。研究新型融资模式下的中小企业信用风险评估问题具有十分重要的现实意义。

二、相关研究综述

供应链金融是金融供应链管理的一个重要组成部分^[1],金融服务咨询公司 Tower Group 把供应链金融定义为:供应链金融是以发生在供应链上的商业交易价值为基础设计而成的一系列旨在为供应商提供运营资本融资并加速现金流向供应商流动的解决方案^[2]。在我国,供应链金融具体是指商业银行等金融机构从企业供应链管理的角度出发,结合企业的上下游和货物动产,为企业在获取订单、采购原材料、生产制造和销售货物等环节提供的,有针对性的信用增级、融资、担保、结算、账款管理、风险参与及风险规避等各种金融产品组合和解决方案^[3]。

近年来,我国对供应链金融模式下的信用风险问题研究较多^[4~9]。主要分为两类:一类是对供应链金融信用风险的成因、特征及风险防范措施的研究。杨晏忠(2007)、常凯(2008)、弯红地(2008)等都对供应链金融模式下银

收稿日期:2010-09-11

基金项目:国家自然科学基金项目(70972053);陕西省重点学科建设专项资金项目(107-00X902);陕西省科技厅软科学研究计划项目(2008KR23);西安市科技局软科学研究项目(SF08017)

作者简介:胡海青(1971-),男,陕西西安人,教授,西安交通大学经济学博士、日本德岛大学工学博士,研究方向为投融资管理与金融创新;张 琅(1986-),女,陕西西安人,博士研究生,研究方向为金融创新与管理;张道宏(1959-),男,河北青县人,教授、博士生导师,研究方向为资本市场与风险防范;陈 亮(1982-),男,陕西白河人,研究方向为金融市场。

行面临的风险和表现形式进行了研究,其中弯红地(2008)通过对应收账款融资模式的风险模型研究,指出供应链金融依赖的风险规避机制仍然存在失灵的可能性,得到影响供应链金融模式下信用风险的若干关键因素^[6]。另一类是对供应链金融信用风险评估问题的研究,其中严俊宏(2007)、熊小芬(2007)、卞宁(2008)等在研究中提出了供应链金融信用风险评估的指标体系,并采用多层次灰色综合评价方法,选取单一企业作为评估对象,但是该方法太过依赖专家打分,主观性过强;熊熊、马佳等(2009)对供应链金融模式下的信用风险评价方法进行了改进,使用主成分分析法和 Logistic 回归方法建立信用风险评价模型,在一定程度上克服了专家评价过于主观的缺点,提高了评价的客观性,但是 Logistic 回归方法要求样本量大,预测精度不高^[10]。

因此,针对 Logistic 回归方法在样本量和预测精度方面的局限性,本文运用支持向量机(Support Vector Machines, SVM)对供应链金融模式下中小企业的信用风险进行评估,并对这两种方法进行对比研究。

三、SVM 原理及算法

SVM 是一种通用的前馈网络类型,由 Vapnik 及其工作小组在 1992 年计算学习理论的会议上介绍进入统计学领域,之后受到了广泛的关注。SVM 的主要思想是建立一个超平面作为决策曲面,使得正例和反例之间的隔离边缘最大化。更精确地说, SVM 是以结构风险最小化原则为基础的广义线性分类器,其基本策略是固定经验风险,最小化置信风险^[11]。

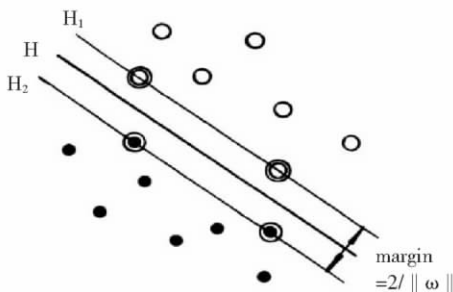


图1 线性可分情况下的最优分类超平面

SVM 是从线性可分情况下的最优分类超平面发展而来的,基本思想可以用图1的两维情况说明。图中,实心点和空心点代表两类样本, H 为分类线, H_1 、 H_2 分别为过各类中离分类线 H 最近的样本且平行于 H 的超平面,它们到 H 的距离相等,它们之间的距离叫做分类间隔。所谓最优超平面就是以最大间隔将两类样本正确分开的超平面,对于两类样本分类这样一个不适定问题,最优分类超平面具有最大的稳定性和较高的推广能力。

分类超平面的一般形式可写为 $w x + b = 0$, 对它进行归一化,使得对线性可分的样本集 (x_i, y_i) , $x_i \in R^d$, $y_i \in \{+1, -1\}$, $i = 1, 2, \dots, n$ 满足:

$$y_i(w x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

此时分类间隔等于 $2 / \|w\|$, 因此使间隔最大等价于使 $\|w\|^2$ 最小。满足条件(1)且使 $\frac{1}{2} \|w\|^2$ 最小的超平面叫做最优分类超平面,使式(1)中等号成立的训练样本点称作支持向量。

利用 Lagrange 优化方法把上述最优分类问题转化为其对偶问题,即转化为不等式约束下二次函数寻优问题,存在唯一解。求解得最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}\left\{\left(w^* x\right) + b^*\right\} = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \left(x_i x\right) + b^*\right\} \quad (2)$$

其中 α_i^* 为每个样本对应的 Lagrange 乘子,可以证明,只有一部分(通常是很少部分) α_i^* 不为零,对应的样本就是支持向量。 b^* 是分类阈值,可以用任一个支持向量求得,或通过两类中任意一对支持向量取中值求得。

在样本集线性不可分的情况下,可以在条件(1)中增加一个松弛项 $\xi_i \geq 0$, 成为:

$$y_i(w x_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

并将目标改为:

$$\min_{w, b, \xi} \phi(w, x) = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (4)$$

即构造一个软间隔,折衷考虑最少错分样本和最大分类间隔,得到广义最优分类面,其中 $C > 0$ 是一个常数,它控制对错分样本惩罚的程度。

对非线性问题,可以通过非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题,在高维空间中求解最优分类面。一般来说这种非线性变换比较复杂,不易实现,但事实上,只要采用满足 Mercer 条件的内积核函数 $K(x_i, x_j)$ 代替原空间中的内积,就可以实现某一非线性变换后的线性分类^[12],从而避开了非线性变换的具体形式,此时分类函数变为:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^*\right) \quad (5)$$

使用得到的分类函数,便可对商业银行信用数据进行分类,以判断融资企业的信用状况。

四、基于 SVM 的供应链金融信用风险评估模型

(一) 评估指标体系的建立

我国商业银行传统的信用风险评估指标体系主要考察企业的财务指标,如中国建设银行对公司客户的信用评级主要包括经济发展水平、政策环境、盈利性指标、成长性指标、运营性指标、短期偿债、长期偿债、客户最近三年的违约情况等^①,但是我国中小企业目前财务制度还不够健全,企业管理的透明度较低,由于规模限制在有些情况下部分企业无法按照银行规定提供抵押资产,造成银行对中小企业评级偏低、融资困难,严重制约其发展。

在供应链金融融资模式下,银行不再单单依赖于融资企业的抵押物和融资企业的资信状况来提供授信,而是转向依赖于核心企业与融资企业真实的贸易背景和真实贸易背景下产生的稳定现金流,以及核心企业的信用水平来

① 资料来源:中国建设银行《新信贷手册》Ⅲ-1 客户信用评级: P4~P8。

向融资企业提供授信。因此核心企业的资信状况以及核心企业与融资企业的关系状况也会对供应链金融模式下的中小企业信用风险产生影响。本文在借鉴我国商业银行传统的信用风险评估指标体系的基础上,根据供应链金融融资模式的特点设计了评价指标体系,主要包括以下四个方面:

(1) 融资企业所处的行业状况。供应链金融融资模式中应收账款、原材料、半成品、成品、订单等抵/质押物作为银行贷款的基础,其价值与中小融资企业所处行业的状况关系密切。

(2) 融资企业自身资信状况。包括了融资企业的管

理状况、财务状况以及信用记录等。通过这些因素可以反映出融资企业还款意愿、运营能力、盈利能力和偿债能力等。融资企业的资信状况越好,越容易按时偿还应收账款,越不容易欺骗物流企业或者与其合谋,越容易实现订单的有效性和可实现性,银行贷款的信用风险就越小。

(3) 核心企业资信状况。包括核心企业的盈利能力、偿债能力及信用状况。通过这些因素可以反映出核心企业的还款意愿。如果核心企业按时还款或者在中小融资企业违约时按合同回购或履行担保义务,那么即使中小融资企业违约,银行所面临的信用风险也可以极大程度地降低。

表 1 评价指标及指标描述

一级指标	二级指标	三级指标	指标描述
行业状况	宏观环境	宏观经济状况	经济发展所处阶段、GDP 增长趋势
		法律政策环境	相关法律法规完善程度、政策优惠程度
	行业发展前景	行业所处发展阶段	所属新兴行业、成熟行业还是衰退行业
		行业竞争强度	竞争激烈程度
融资企业自身状况	企业基本素质	企业管理状况	公司的领导方式、授权程度、主要领导人在相关行业的平均工作年限、主要领导人的稳定性、组织架构和公司治理结构
		员工素质	受教育程度、掌握技术状况等
		企业规模	$\log(\text{主营业务收入})$
	盈利能力	净资产收益率	净利润总额/平均净资产总额
		销售利润率	销售利润/销售收入
	营运能力	应收账款周转率	$\log(\text{销售收入净额}/\text{平均应收账款余额})$
		存货周转率	$\log(\text{销售成本}/\text{平均存货})$
		赊销周期	$\log(\text{赊销天数}/365)$
		销售增长率	本期销售收入增长额/上年销售收入
	短期偿债	速动比率	$(\text{流动资产} - \text{存货}) / \text{流动负债}$
		利息保障倍数	息税前利润/利息费用
		固定费用偿付比率	$(\text{息税前利润} + \text{固定费用}) / (\text{固定费用} + \text{利率})$
	长期偿债	资产负债率	负债总额/资产总额
		长期资产适合率	$(\text{所有者权益} + \text{长期负债}) / (\text{固定资产} + \text{长期投资})$
核心企业资信状况	信用记录	以往的履约情况	是否有违约行为
	盈利能力	净资产收益率	净利润总额/平均净资产总额
		销售利润率	销售利润/销售收入
	短期偿债	速动比率	$(\text{流动资产} - \text{存货}) / \text{流动负债}$
		固定费用偿付比率	$(\text{息税前利润} + \text{固定费用}) / (\text{固定费用} + \text{利率})$
	信用状况	对外担保情况	担保金额的分散程度、被担保企业的实力
	关系强度 ^①	关系契约强度	双方是否有长期供销合同
		承诺 ^③	核心企业与融资企业维持长期关系的意愿
	关系质量 ^②	管理者私人关系	核心企业与融资企业主要管理者之间私人关系状况
		员工私人关系	核心企业与融资企业员工之间私人关系状况
供应链关系状况	关系久度	合作时间	核心企业与融资企业合作的年份
		产品价格优势	产品价格与市场平均价格水平的关系
	融资企业地位	产品替代性	与市场上同类产品的同质程度

(4) 供应链关系状况。主要反映的是供应链的稳定性。供应链上中小融资企业与核心企业的关系越稳定、两

①关系强度主要是指在合作伙伴之间关系契约的强度^[13]。

②关系质量是指供应链合作伙伴之间行为一致、默契的程度^[14]。

③承诺被描述为构建和维持一种长期关系的持久意图^[15]。

者保持业务往来的时间越长,核心企业和中小融资企业违约的可能性就越低,银行贷款的信用风险就越小。

根据这4个一级指标,本文选取了包括企业基本素质、盈利能力、营运能力、成长能力、关系强度、关系久度等17个二级指标和41个三级指标。通过相关性分析和鉴别力分析^[16],一共删除10个指标,其中9个指标与其他指标的相关系数大于0.6,1个指标的变差系数小于0.1。最终得到包含31个三级指标的供应链金融信用风险评估指标体系,如表1所示。

(二) 样本采集与数据处理

由于处于不同行业、不同地区的企业样本采集难度大,因此本文的样本数据来自同一地区、同一行业的企业。而且鉴于供应链金融业务开展现状以及数据量不足的约束和供应链金融业务主要适用于中小企业的背景,本文选取了西安市汽车行业(行业分类码372)的48家中小企业(资产总额在40000万元以下),这些企业以陕西汽车集团有限责任公司、比亚迪汽车有限公司等整车制造企业为核心,形成西安市汽车行业供应链。本文考察的贷款和应付账款种类为期限在一年及一年以内短期贷款和应付账款。

本文中样本企业的财务数据来自于“Qin《中国企业财务信息分析库-秦》数据库”及西安市高新区统计局,定性指标的数据是按照5级量化评分标准,通过问卷调查整理获得。调查问卷主要通过企业所在开发区的管理部门发放,包括高新区、经开区等,问卷调查的对象主要针对样本企业的高层管理者,包括财务部门的总经理、销售部门的总经理等。一共发放问卷192份,回收问卷181份,有效问卷为156份。通过数据搜集和整理,得到48家企业、时间跨度最长为6年(2003~2008年)的信用数据,共153个样本点。

(三) SVM 模型构造

供应链金融信用风险评估,其目的是通过对申请贷款企业所处行业状况、自身资信状况、核心企业资信状况及其所处的供应链关系状况这四方面指标的综合评估,以确定融资企业的信用等级,从而决定是否给予企业贷款。不同的银行有不同的信用等级评估标准,但最后都归结为“是否贷款”问题,这是一个典型的二类分类问题。而支持向量机作为机器学习的一种方法,在二类分类中有着广泛而良好的应用。SVM方法适用于解决小样本、非线性以及高维模式识别问题,因此本文运用该方法对供应链金融模式下中小企业的信用风险进行评估。

1. 数据归一化

由于训练数据中包含的关于分类的知识是优化分类器的唯一信息来源,包含了关于要处理问题的良好先验信息的样本数据对分类器最终性能和试验效果有直接的影响。因此,需要通过数据预处理过程达到:①提高数据可分性,避免较大范围变化的数据淹没较小范围变化的数据;②提高系统处理效率,避免计算中出现数值困难,因为核值计算中需要计算特征向量的内积,如线性核和多项式核,大的特征值可能会引起数值困难。本文试验中采用的数据预处理方法为线性极差变换。其算法为:设所有样本数据中的最大值为 \max_i ,最小值为 \min_i ,则原始样本数据

x_i 经过线性极差归一化得到新的数据为:

$$x'_i = \frac{x_i - \min_i}{\max_i - \min_i} \quad (6)$$

2. 训练样本集与测试样本集的确定

将数据归一化处理后,得到新的数据矩阵作为支持向量机的输入数据;用+1和-1来代表融资企业所属的信用风险类别,即为支持向量机的输出。为了确保模型的有效性,选取90个样本(接近于样本数的2/3)作为训练样本集,用于构造SVM模型;63个样本作为测试样本集,用于检验模型的泛化能力。样本集的详细信息如表2所示。

表2 样本集分布情况

样本集	样本集规模	履约样本数	违约样本数
训练样本	90	60	30
测试样本	63	35	28
全部样本	153	95	58

3. 核函数的选取与参数的选择

对于内积核函数的选择,目前最常用的核函数主要有线性核函数、多项式核函数和高斯径向基核函数,但是实证研究表明采用这三种不同的核函数的SVM能得到性能相近的结果,且支持向量的分布差别不大^[17]。第一,RBF核函数将样本非线性变换到高维空间中,它能够处理输入、输出为非线性关系的情况,线性核属于特殊情况下的RBF核;第二,多项式核有着比RBF核更多的超平面参数,它将使参数调整更复杂化。第三,sigmoid核函数在取某些参数时是无效的,即它不是两个向量的内积。基于以上理由,本文构造的SVM模型的内积核函数采用最常用的径向基函数:

$$k(x_i, x_j) = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

综合考虑最少错分样本数和最大分类间隔,在高维空间中构造软间隔, σ^2 、C等参数采用交叉验证方法确定, $\sigma = 10$, $C = 100$,然后使用Matlab7.0工具包进行实验分析。

五、实证结果分析

按照供应链金融信用风险评估指标体系中的31个指标,由于本文的样本时间跨度短并且来自于同一地区、同一行业,因此剔除行业所处发展阶段、行业竞争强度与法律政策环境3个指标,将剩下的28个指标作为自变量,将融资企业是否有逾期未还的贷款或应付账款作为因变量,用虚拟变量Y表示,1表示没有逾期未还的贷款或账款,-1表示有逾期未还的贷款或账款。

(一) 基于SVM的评估模型分类结果

为了避免偶然性结果的出现,本文随机抽取10次训练样本和测试样本,共得到10组不同的训练样本集和测试集。在Matlab中使用SVM程序进行训练,形成模型文件,利用模型对测试集进行分类。将10次分类结果求均值计算得到表3。

表3 样本分类正确率表

	训练样本 分类正确率	测试样本 分类正确率	样本总体 分类正确率
均值	98.22%	96.19%	97.39%

对每组数据的错误样本进行统计,计算训练样本集、

测试样本集和样本总体的“第一类分类错误率”和“第二类分类错误率”求 10 组数据的分类错误率均值。结果如表 4 所示。

表 4 两类错误率统计表

	训练样本		测试样本		样本总体	
	Type I	Type II	Type I	Type II	Type I	Type II
均值	1.67%	1.83%	2.86%	4.57%	2.24%	2.84%

(二) SVM 模型与 Logistic 回归模型的对比分析

为了更好地说明 SVM 评估模型的分类效果,采用基于主成分分析的 Logistic 回归模型与之进行对比分析。本文运用 SPSS 统计分析软件的 Factor 过程对供应链金融信用风险评估涉及的 28 个指标进行主成分分析,基于主成分累计贡献率达到 80% 的标准,前 14 个主成分的累计贡献率达到 80.27%,因此选取 F_1, F_2, \dots, F_{14} 作为最终指标进行分析。计算出主成分的值后^①,采用 SPSS 软件对 14 个主成分进行 Logistic 回归模型分析。回归方法为向前逐步选择引入法(Forward Stepwise),即通过最大似然估计所得的似然比的概率作为引入变量的标准,采取迭代法逐步计算,直到对数似然比不再变化为止。Logistic 回归模型参数如表 5 所示。

表 5 回归系数估计值及其显著性检验结果

		B	S. E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 9(i)	F_1	2.562	0.780	10.780	1	0.001	12.956
	F_2	1.458	0.657	4.933	1	0.026	4.299
	F_4	2.506	0.603	17.266	1	0.000	12.251
	F_6	1.308	0.598	4.783	1	0.029	3.700
	F_7	-1.488	0.580	6.571	1	0.010	0.226
	F_9	-1.774	0.817	4.717	1	0.030	0.170
	F_{11}	3.500	0.974	12.913	1	0.000	33.108
	F_{12}	3.195	0.893	12.789	1	0.000	24.413
	F_{14}	1.414	0.452	9.788	1	0.002	4.113
	Constant	2.923	0.760	14.808	1	0.000	18.600

根据表 5 可得估计的 Logistic 回归模型如下:

$$\hat{p} = \frac{e^{2.923+2.562F_1+1.458F_2+2.506F_4+1.308F_6-1.488F_7-1.774F_9+3.500F_{11}+3.195F_{12}+1.414F_{14}}}{1+e^{2.923+2.562F_1+1.458F_2+2.506F_4+1.308F_6-1.488F_7-1.774F_9+3.500F_{11}+3.195F_{12}+1.414F_{14}}} \quad (8)$$

根据式(8),SPSS 软件计算的分类结果如表 6 所示,Logistic 回归模型的总体预测准确率为 94.1%,其中对履约中小融资企业判别的准确率为 95.8%,对违约企业判别的准确率为 91.4%;第一类错误率为 8.62%,第二类错误率为 4.21%。

表 6 Logit 模型对样本总体的判定结果

Observed			Predicted		
			Y	Percentage	
			0. 00	1. 00	Correct
Step 9	Y	0. 00	53	5	91. 4
		1. 00	4	91	95. 8
	Overall Percentage				

我国商业银行传统的信用风险评估模式主要考虑融

资企业的自身状况,不考虑核心企业状况及供应链关系状况,因此本文用表 1 中行业状况和融资企业自身状况对应的前 19 个三级指标构成传统的商业银行信用风险评估指标体系。按照文中两种分类方法,仍以 153 个数据为样本,经过同样的计算过程,得到传统信用风险评估指标体系下两种分类模型的分类正确率。分类结果汇总如表 7 所示。

由表 7 可以看到,在供应链金融信用风险评估指标体系下,SVM 评估模型的样本总体的分类准确率均值高达 97.39%,第一类错误率为 2.24%,第二类错误率为 2.84%;而 Logistic 回归模型对样本总体的分类准确率为 94.1%,第一类错误率高达 8.6%,第二类错误率为 4.2%。因此从总体预测精度上来说,Logistic 回归模型不如 SVM 模型。

表 7 两种模型的分类正确率对比表

指标体系	评估方法	样本总体	样本总体	
		分类正确率	第一类错误率	第二类错误率
传统商业银行信用风险评估指标体系	Logistic 回归	77.8%	34.5%	14.7%
	SVM	84.64%	15.86%	15.05%
供应链金融信用风险评估指标体系	Logistic 回归	94.1%	8.62%	4.21%
	SVM	97.39%	2.24%	2.84%

在统计学中,“两类分类错误率”通常被用来检验信用风险模型的效果。第一类分类错误是指将“违约”企业判断为“履约”企业;第二类分类错误是指将“履约”企业判断为“违约”企业。在两类错误中,第一类分类错误显然更加严重,因为它将不能偿还贷款的企业误判为能偿还贷款的企业。如果出现了第一类分类错误,银行的整个短期贷款都可能无法收回,形成坏账损失。而如果出现了第二类分类错误,银行至多是损失一笔利息收入。因而对银行来说,第一类分类错误的误判代价也比第二类分类错误高得多。而 SVM 模型的第一类错误率要比 Logistic 回归模型的第一类错误率低,因此更加符合银行对中小企业信用风险预测的要求。

对比表 7 中的数据还可以发现:在运用相同方法的情况下,使用供应链金融信用风险评估指标体系对中小融资企业信用状况进行评估的准确率要远高于使用传统商业银行信用风险评估指标体系进行评估的准确率;而在使用相同指标体系的情况下,运用 SVM 的方法对中小企业信用状况进行评估的准确率要高于用 Logistic 回归模型来进行评估。

六、结论

本文提出了供应链金融模式下的中小企业信用风险评估指标体系,构建了基于 SVM 的供应链金融信用风险评估模型,并通过 SVM 评估模型和 Logistic 回归模型对中小企业信用风险评估的实证对比研究得到以下结论:第一,将中小融资企业置于供应链背景下综合考虑,通过考察整个供应链的运转状况以及上下游企 (下转第 36 页)

①计算过程:初始因子载荷矩阵中的 14 列数据除以主成分相对应的特征值开平方根得到 14 个主成分中每个指标所对应的系数^[18],即特征向量 A_1, A_2, \dots, A_{14} ,将得到的特征向量与标准化后的数据相乘,得出 14 个主成分表达式,从而算出每个主成分的值。

四、结语

供应链成员协作关系的评价和选择是一个十分复杂的问题,建立一个实用、科学、可操作的方法具有重要的现实意义。本文采用 ANP 和 BOCR 准则,以 SUPER DECISION 软件为计算平台,研究并建立了一个适用性较广的分析评价方法。它使专家们的思考和决策不再是简单的思维、直觉、定性分析或集体讨论。本方法不仅考虑到将获得的利益和机会,也同时考虑了成本和可能面临的风险,评价角度更全面。但仍有可以改进的地方,比如可以将金融市场风险、供应链竞争、技术变革导致顾客需求的剧烈变化等因素加入其中,使研究方法更加完善和更具操作性。

参考文献:

- [1] Dickson G W. An Analysis of Vendor Selection Systems and Decisions[J]. Journal of purchasing, 1966, 2(1): 5-17.
- [2] Ghodsypour S H, O'Brien C. A Decision Support System for Supplier Selection Using an Integrated Analytic Hierarchy Process and Linear Programming [J]. International Journal of Production Economics, 1998, 56-57, 199-212.
- [3] De boer L, Labro E, Morlacchi P. A Review of Methods Supporting Supplier Selection[J]. European Journal of Purchasing and Supply Management, 2001, 7: 75-89.
- [4] Lin C W R, Chen H Y S. A Fuzzy Strategic Alliance Selection Framework for Supply Chain Partnering Under Limited Evaluation Resources[J]. Computers in Industry, 2004, 55(2): 159-179.
- [5] Sen S, Basligil H, Sen C G, Baracli H. A Framework for Defining Both Qualitative and Quantitative Supplier Selection Criteria Consid-

ering the Buyer-supplier Integration Strategies [J]. International Journal of Production Research, 2008, 46(7): 1825-1845.

- [6] Perona M, Saccani N. Integration Techniques in Customer-supplier Relationships: An Empirical Research in the Italian Industry of Household Appliances[J]. International Journal of Production Economics, 2004, 89(2): 89-205.
- [7] Lee A H I, Chen H H, Kang H Y. Operations Management of New Project Development: Innovation, Efficient, Effective Aspects [J]. Journal of the Operations Research Society, 2008, 60(6): 797-809.
- [8] 谌述勇, 陈荣秋. 论 JIT 环境下制造商和供应商之间的关系[J]. 管理工程学报, 1998, 12(3): 46-52.
- [9] 林勇, 马士华. 供应链管理环境下供应商的综合评价选择研究[J]. 物流技术, 2000(5): 30-32.
- [10] 张震, 于天彪, 梁宝珠, 王宛山. 基于层次分析法与模糊综合评价的供应商评价研究[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2006, 27(10): 1142-1145.
- [11] 曲盛恩. 基于模糊层次分析和灰色关联分析的供应商评价选择研究[J]. 商业研究, 2005(24): 7-10.
- [12] 胡子义, 谭水木, 彭岩. 基于模糊层次分析法的军用品供应商选择体系研究[J]. 管理学报, 2007, 4(1): 40-47.
- [13] Saaty T L. Decision Making with Dependence and Feedback: The Analytic Network Process [M]. Pittsburgh: RWS Publications, 1996.
- [14] 胡子义, 谭水木, 彭岩. 基于 ANP 超级决策软件中的智能评估计算与应用[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(14): 2575-2577.
- [15] 刘睿, 余建星, 孙宏才, 田平. 基于 ANP 的超级决策软件介绍及其应用[J]. 系统工程理论与实践, 2003(8): 141-143.

(责任编辑: 赵毅峰)

(上接第 30 页) 业间的合作关系,可以更准确地判断中小融资企业的信用状况,降低第二类错误率,即将企业履约评估为违约的概率,从而缓解中小企业的融资困境,通过定量的方式证明了供应链金融对于改善中小企业融资环境的有效性;第二, SVM 评估模型有利于降低第一类错误率,可以降低银行信贷风险,减小银行损失;第三,在对供应链中的中小融资企业信用状况进行评估时,选择供应链金融信用风险评估指标体系,用 SVM 模型进行评估是较优的选择,分类准确率较高。而选择传统商业银行信用风险评估指标体系,用 Logistic 回归的方法进行评估的准确率较低。因此,基于 SVM 的供应链金融信用风险评估模型在我国商业银行信用风险管理中具有较好的发展前景。

参考文献:

- [1] Hofman E. Supply Chain Finance: Some Conceptual Insights [A]. Lasch R, Janker C G. Logistik Management - Innovative Logistikkonzepte [C]. Wiesbaden: 2005. 203-214.
- [2] 熊熊, 马佳, 赵文杰等. 供应链金融模式下的信用风险评价[J]. 南开管理评论, 2009, 12(4): 92-98.
- [3] 冯瑶. 供应链金融: 实现多方共赢的金融创新服务[J]. 新金融, 2008, (2): 60-63.
- [4] 杨晏忠. 论商业银行供应链金融的风险防范[J]. 金融论坛, 2007, (10): 42-45.
- [5] 常凯, 王维红. 金融服务创新——仓单质押的风险分析[J]. 现代商业, 2008, (11): 48-49.
- [6] 弯红地. 供应链金融的风险模型分析研究[J]. 经济问题, 2008, (11): 109-111.

- [7] 闫俊宏. 供应链金融融资模式及其信用风险管理研究[D]. 西北工业大学, 2007.
- [8] 熊小芬. 物流金融业务模式及风险管理研究[D]. 武汉理工大学, 2007.
- [9] 卞宁. 中小企业供应链融资模式及其信用风险评价研究[D]. 武汉理工大学, 2008.
- [10] 陈平雁, 黄浙明. SPSS10.0 统计软件应用教程[M]. 北京: 人民军医出版社, 2002: 230-231.
- [11] B Sholkopf, K Sung, et al. Comparing Support Vector Machine with Baussian Kemels to Radial Basis Function Classifiers [J]. Signal Processing, 1997, 45: 2758-2765.
- [12] 刘闽, 林成德. 基于支持向量机的商业银行信用风险评估模型[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2005, (1): 29-32.
- [13] 吴绍波, 顾新. 知识链组织之间合作的关系强度研究[J]. 科学学与科学技术管理, 2008, (2): 113-118.
- [14] Walter A, Müller T A, Ritte T. Functions of Industrial Supplier Relationships and Their Impact on Relationship Quality [J]. Industrial Marketing Management, 2003, 32(2): 159-69.
- [15] Anderson James C, Hakan sson H, Johanso Jan. Dyadic Business Relationships within a Business Network Context [J]. Journal of Marketing, 1994, 58(4): 1-15.
- [16] 范柏乃, 朱文斌. 中小企业信用评价指标的理论遴选与实证分析[J]. 科研管理, 2003, (6): 83-88.
- [17] Vapnik V N. 统计学习理论的本质 [M]. 张学工译. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [18] 林海明, 张文霖. 主成分分析与因子分析的异同和 SPSS 软件[J]. 统计研究, 2005, (3): 65-68.

(责任编辑: 王楠)