

基于信息融合的商业银行 信用风险评估模型研究

郭英见 吴 冲

(哈尔滨工业大学管理学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要:信用风险是我国商业银行运营过程中的主要风险,因此加强信用风险的有效评估至关重要。本文借鉴多传感器信息融合综合评价的优势,建立了基于 BP 神经网络、支持向量机和 DS 证据理论基础上的信用风险评估模型。通过采用国内某商业银行的数据,利用本模型、BP 网络和支持向量机三者做了相应的验证,研究结果表明,该模型相对传统的 BP 网络和支持向量机的评估模型,能得出较优的评估结果。本文的研究结论对于丰富我国商业银行的信用风险评估体系和加强风险管理具有重要意义。

关键词:信用风险;信息融合;BP 神经网络;支持向量机;DS 证据理论

JEL 分类号:C44;C45;C52 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-7246(2009)01-0095-12

一、引 言

商业银行作为经营金融资产的特殊企业,由于其特殊的经营对象、广泛的社会联系和强大的影响力,逐渐成为风险聚散的焦点。银行必须面对各种各样的风险,尤其是交易双方违约所带来的信用风险。而对于刚刚进入资本市场的国内商业银行而言,要想在激烈的竞争中取得稳步的发展,就要避免可能出现或不应该出现的各种风险,尤其是信用风险的发生,因此,必须有效地建立信用风险评估体系,及时有效地评估风险并为可能发生的风险做好资本的准备。信用风险的评估无论从实际背景还是理论方面,已经成为经济学家和银行关注和研究的焦点。

信用风险是一个极其复杂的非线性的系统,神经网络具有较强的逼近非线性函数的

收稿日期:2008-08-09

作者简介:郭英见(1970-),男,哈尔滨工业大学管理学院博士研究生,供职于交通银行大庆分行。

吴冲(1971-),男,哈尔滨工业大学管理学院教授,博士生导师。

本文得到 2007 年国家自然科学基金项目“关于支持向量机集成新方法的商业银行信用风险评估模型研究”(项目编号:70773029)的支持。感谢匿名审稿人在审稿过程中所提出的宝贵建议,当然文责自负。

能力和模式识别以及分类的能力,能够较好地进行非线性系统的模拟和控制,BP 神经网络和支持向量机已经应用于银行信用风险的评估,但由于神经网络自身的限制和理论的不完善,单一的利用神经网络来评估往往效果不是很理想,且信用风险的评估是综合多个因素的评估,而多传感器信息融合所追求的目的就是能够把多个因素的评估结果得到最优决策。由于 BP 神经网络具有很强的泛化和分类的能力,而支持向量机则易于分类,但是两者都不能很好地完成决策;DS 证据理论是近十年来处理不确定性问题的一种广泛应用的新方法,因此基于 BP 神经网络、支持向量机和 DS 证据理论建立一个全面系统的评估模型,来评估商业银行的信用风险不仅具有理论意义也有很重要的实际应用价值。

目前,信息融合在军事以及农业等方面已经得到了大力的推广和应用,而针对金融系统的评估模型则很少见,因此,将这一理论有效地应用于我国商业银行信用风险的评估模型中,有着积极的意义,一是可以有效地降低和防范信用风险,全面提高银行的全面经营管理水平,完善我国的资本市场;二是可以为银行因信用风险导致的损失提供资本补充和风险金准备提供了量化的标准和依据;三是全面提高银行的盈利能力,同时提高银行业监管水平。

二、商业银行信用风险及评估模型研究现状

信用风险是指交易双方(债务人和债权人)违约而给商业银行带来损失的可能性,信用风险是双向性风险,利用一个函数表示的话,可以表示为 $C = F(A, B, E)$, C 代表信用风险, A 代表贷款方, B 代表银行, E 代表环境。信用风险是商业银行面临的一种传统的风险类型,是银行三大风险(信用风险、市场风险和操作风险)的主要风险之一,世界银行对全球银行业危机的研究表明,导致银行破产的主要原因就是信用风险。为了全面准确地反映银行信用风险的现状,及时有效地应对可能发生的信用风险,不论从银行自身而言,还是从监管机构而言,都对信用风险的度量提出了很高的要求,因此,国内外专家学者对信用风险的评估从不同的侧面进行了比较全面的研究。

(一)传统的信用风险评估模型

传统的信用风险基本包括三类:专家方法、评级方法和信用评分方法。专家方法是商业银行在长期的信贷活动中所形成的一种有效的原始信用风险分析方法和管理制度。具体操作步骤是:有丰富经验的信贷人员依据对借款人 5 项因素(即“5C”法:包括品德与声望;偿付能力;资金实力;担保;经营条件和商业周期)进行分析,做出主观权衡,然后决定是否向借款人进行贷款。在信用评级的初始阶段,由于商业银行缺乏交易对象系统的历史数据资料,交易对象的信用水平完全由银行信贷专家根据主观经验进行判断。其突出优点是具有较好的灵活性和在处理定性指标上的优势。尽管现在很多银行仍然使用专家分析法,但是该类方法面临着一致性和主观性两个重大挑战,因此,近年来金融机构已经逐渐放弃纯粹定性分析的专家方法,在此类方法中加入越来越多的客观定量分析。

评级方法的基本思想是将银行贷款分成若干等级,不同的等级赋予不同的损失准备金率,然后计算损失准备金并加总,就得出银行需要准备的用于防范风险的资本。银行和

监管者利用这一方法评估贷款者的损失的准备金的充分性。

针对信用评分方法,很多人在这方面做了深入的研究和探讨。信用评分方法以评价对象的财务比率为解释变量,运用数理统计方法建立回归模型,以模型输出的信用分值或违约概率与基准值比较,度量评价对象的风险大小。目前这种模型的应用最为有效和普遍,已被国际金融界和学术界视为主流研究信用风险的方法。这类方法主要包括多元判别分析模型、线性概率模型 Logit 模型和 Probit 模型、神经网络模型和支持向量机模型等方法。在多元判别分析模型研究方面,国外学者 Altman (1977, 1997) 首次较为成功地运用了多元判别分析模型,建立了著名的 5 变量 Z-score 方法和在此基础上改进的 Zeta 判别分析方法;我国学者施锡铨 (2001)、张爱民 (2001)、王建成 (2002) 和梁琪 (2003) 等人在多元判别分析模型方面进行了比较深入的研究并进行了实证分析;布慧敏 (2005) 结合我国商业银行的实际,建立了基于 AHP 的分析框架下的商业银行的信用评分模型,为商业银行信用风险的量化和度量提供了有意义的借鉴。在线性 Logit 和 Probit 回归模型的研究方面,Press 和 Wilson (1978)、Sjur 和 Wijst (2001) 等借用 Logistic 函数建立了 Logit 信用评分模型。West (1985) 运用 Logit 模型分析金融机构的信用风险状况,得出每一个机构的违约概率。Smith 和 Lawrence (1995) 利用 Logit 模型得出最理想的预测贷款违约变量。李萌 (2005)、王春峰 (1998) 等人进行了比较全面的研究,并取得了一定的研究成果,吴世农、卢贤义 (2001) 分别运用线性判别分析、多元线性回归分析和 Logistic 回归分析建立了三种财务困境预测模型。在神经网络方法的研究方面,1943 年,McCullock 和 Pitts 奠定了神经网络的理论基础,国内外不少专家学者将其应用到信用风险度量中,形成了许多信用风险度量模型,Odum, Sharda (1990)、Desali, Crook, Overstreet (1996) 等建立了神经网络信用评分模型,这些模型在一些国家的实证研究取得较好的效果;David (2000) 建立了 5 种不同的神经网络模型,用来研究商业银行信用评价的准确性;Malhotra (2002) 利用神经模糊系统对贷款企业进行了辨识。国内学者王春峰和康莉 (2001) 对前向神经网络模型的应用效果作了实证研究;陈雄华、林成德和叶武 (1996) 研究了基于神经网络的企业信用等级评估;章忠志、符林和唐焕文 (1996) 对构建商业银行信用风险的人工神经网络模型进行了研究,实证结果表明,人工神经网络模型具有很高的预测精度;吴德胜和梁木 (2004) 比较了不同模型应用于企业信用评价问题的优劣,针对信用评分问题的特点,采用 Elman 回归神经网络和 BP 网络建模,并进行实证研究及比较两种网络的诊断行为。Vapnik 等人根据统计学习理论提出的一种新机器学习方法—支持向量机,一些学者把这种技术应用于银行信用风险的评估过程中,Chang 等人 (1999) 把 SVM 应用于信用风险的评估过程,并建立了信用风险评估模型;国内学者刘闽和林成德 (2005)、刘云焘和吴冲 (2005) 使用了 SVM 技术建立了信用风险评估模型,并分别进行了实证研究,为商业银行信用风险量化和度量提供了新的借鉴。

(二) 现代的信用风险评估模型

20 世纪 90 年代,一些新的商业化信用风险度量模型相继推出,其中著名的有 J. P 摩根银行的信用计量法 CreditMetrics 模型、KMV 公司的 EDF 模型、CSFB 的 Credit Risk + 模型和麦肯锡公司的 Credit Portfolio View 模型,这些方法已成为商业银行信用风险度量模

型与管理的标准方法,这些模型之所以能够成为现代风险度量模型的杰出代表,是因为它们从全新的理论角度来诠释风险度量,解决了以往的传统信用风险度量模型所不能解决的一些重要问题,开创了风险度量的新纪元。

无论是传统的还是目前的信用风险评估模型,由于涉及到金融系统的一些内部因素,因此很多的信用风险评估模型不能直接地拿来加以利用。鉴于商业银行的信用风险评估是一种多层次多因素的综合评价系统,所以研究的核心就是寻求较优的综合评价体系。

三、基于信息融合的商业银行信用风险评估模型

信息融合又称为数据融合,信息融合实质上应该是多传感器数据融合。信息融合是近几十年来发展起来的信息处理技术,它是将各种途径、任意时间上获得的信息作为一个整体进行综合分析处理,为决策及控制奠定基础。多传感器信息融合优势在于能在较短的时间内以较少的代价获取单个传感器所无法获取的更加精确的特征。多传感器信息融合已经有效地应用于航天航空、医疗等很多方面,也体现了其巨大的技术优势,一些比较成熟的理论和方法都发挥了积极的作用,如不确定性理论、模糊聚类、神经网络、卡尔曼滤波、贝叶斯估计和 DS 证据理论等等。

本文将有效地利用信息融合优化决策的思想,将 BP 神经网络和支持向量机用于信用风险评估模型进行综合评价,得到比较优化的评估模型,这种在信用风险评估方面的应用将丰富信用风险的评价体系,对于有效防范信用风险提供新的识别思想。

在确定信用风险评估模型之前,必须选择合适的风险评价体系。鉴于本文使用的样本数据容量不是很大,各个指标取值范围较广,数据具有一定的平滑性,因此采用两倍、三倍标准差检验法进行异常数据的剔除,最终获得 189 个样本数据;对于所获得的数据利用统计软件 SPSS 进行了因子分析。求解释因子的主要目的是确定能够解释观测变量之间相关关系的最小因子个数。依据特征值准则,当前样本数据条件下的解释因子数确定为 4,而且从因子负载矩阵中可以看出,各因子的经济含义较为明显,14 项财务指标的样本数据被分为四个解释因子,分别为贷款企业偿债能力因子(资产负债率、流动比率、现金比率、经营现金偿债率和利息保障倍数五项指标共同决定)、盈利能力因子(营业利润率、成本费用利润率、总资产报酬率三项指标共同决定)、资产管理能力因子(应收帐款周转率和总资产周转率两项指标共同决定)和企业发展能力因子(有形净资产、资本保值增值率、销售收入增长率和利润总额增长率四项指标共同决定),通过综合指标决定了上述四个因子,然后利用神经网络的输出来判断贷款的风险种类。

(一) 基于 BP 神经网络的商业银行信用风险评估模型

BP 网络指反向传播网络(Back-Propagation Networks),BP 学习算法的基本思想是将神经网络学习输入/输出的映射问题转变为非线性优化问题,使用最优化中的梯度下降算法,用迭代运算修正网络权值,实现网络输出与期望输出间的均方误差最小化。BP 神经网络是一种误差反向传播的递归神经网络,具有较好的泛化能力和模式识别及模式分类的优势,符合商业银行的信用风险分类这一特点。BP 神经网络的网络结构如图 1 所示:

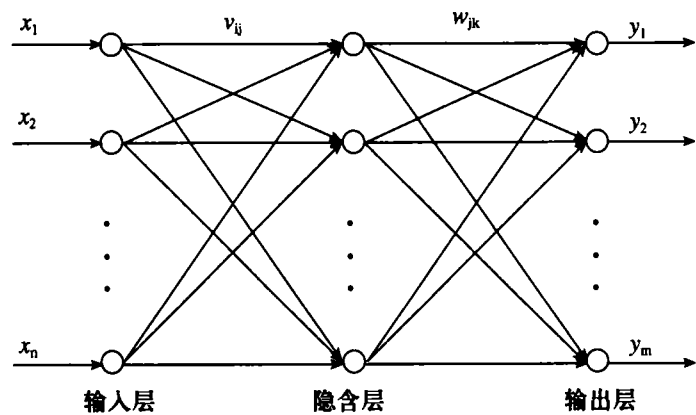


图 1 BP 神经网络的网络结构

(资料来源:Simon Haykin, 叶世伟等译,《神经网络原理》,机械工业出版社,2004 年。)

根据图 1 的网络结构和所研究信用风险的实际,建立了基于 BP 神经网络的信用风险评估模型,如图 2 所示:

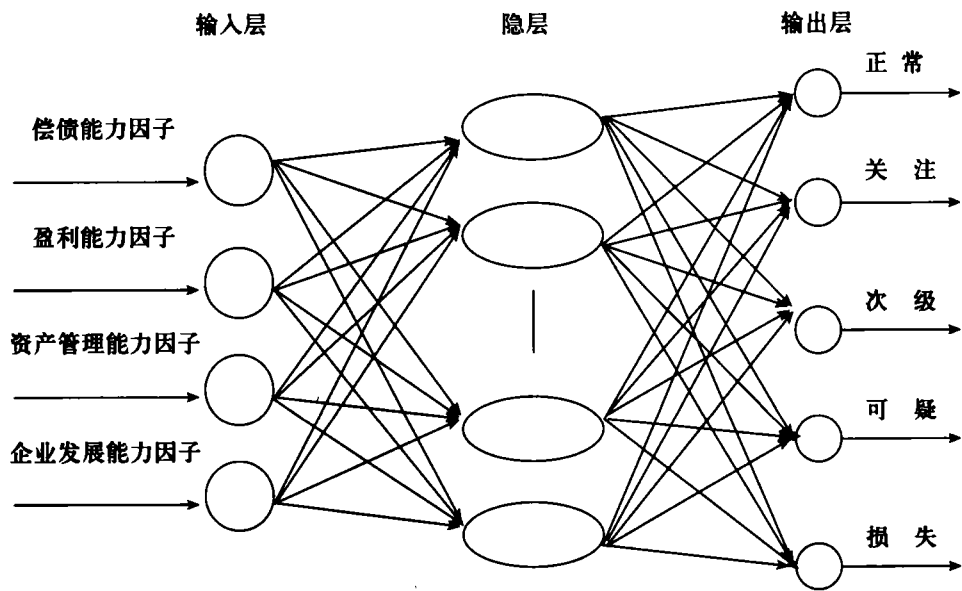


图 2 基于 BP 的商业银行信用风险评估模型

(资料来源:Simon Haykin, 叶世伟等译,《神经网络原理》,机械工业出版社,2004)

首先对于网络的输入和输出以及隐含层数的选择遵照如下的规则:

根据商业银行的信用风险指标体系,输入层设为 4 维输入,5 维输出的结构;输入层的 4 维向量包括贷款企业偿债能力因子、盈利能力因子、资产管理能力因子和企业发展能力因子;5 维输出的向量分别代表客户的信用等级,5 个信用等级分别表示正常、关注、次级、可疑和损失,分别用(1 0 0 0 0)、(0 1 0 0 0)、(0 0 1 0 0)、(0 0 0 1 0)和(0 0 0 0 1)表示。

隐层数的选择很重要。隐层节点的作用是利用每个隐节点的权值来存储映射规律。隐节点数太少,网络从样本中提取信息的能力就差,不足以详细反映映射关系;隐节点数

太多,则会样本中的干扰或噪音都视为规律记下来,从而又会影响网络精度性能。一般来说,复杂的非线性映射要求网络有多一点的隐节点来增强映射能力。

神经网络隐含层结点个数的选择是一个较复杂的问题,一般需要根据设计者的经验和多次验证来确定。由于单隐层的 BP 网络可以逼近任何闭区间内的一个连续函数,故本文采用试凑法,即在同一训练样本中逐渐调整隐节点数,直至达到网络误差最小,设隐层数为 1,选定了“隐层神经元数 = $2 * \text{输入神经元数} + 1$ ”作为参考公式,设置为 9;另外笔者也做过其他选择,分类结果都不如设为 9 类效果更佳。

(二) 基于支持向量机的商业银行信用风险评估模型

支持向量机(Support Vector Machine,简称 SVM)是 Vapnik 等人根据统计学习理论提出的一种机器学习方法,作为结构风险最小化准则的具体实现,SVM 具有全局最优、结构简单、推广能力强等优点,因此,SVM 已越来越广泛地被应用于包括模式识别、回归估计和密度估计等多个研究领域之中。目前 SVM 已经应用于商业银行的信用风险评估中。一般来说,银行的客户信用评估问题可以归结为一个智能系统设计问题,即通过对已有的信用样本数据(即所谓的训练样本)的学习,模拟出评估系统的判别规律,并利用模拟出的规律来对未来待判的数据进行分类。

SVM 的基本思想:通过事先选择好的非线性映射将输入向量 x 映射到一个高维特征空间 Z ,在这个空间构造最优分类超平面。SVM 的分类函数在形式上类似神经网络,输出是中简结点的线性组合。每个中间结点对应一个支持向量机,如图 3 所示。

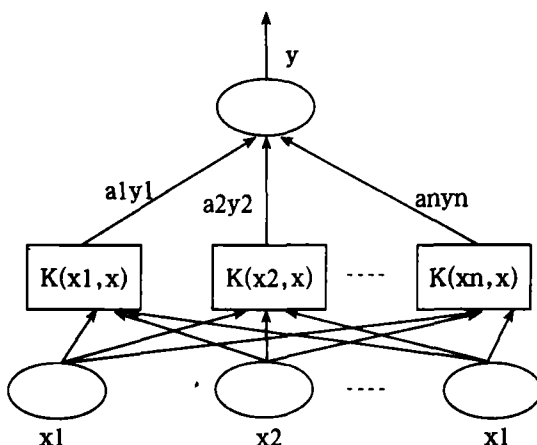


图 3 支持向量机结构示意图

(资料来源:Nello Cristianini, John Shawe-Taylor,《支持向量机简介》,机械工业出版社,2005 年。)

利用 SVM 进行商业银行的信用风险评估,也成为研究的热点,目前基于 SVM 的分类基本集中在 2 值分类,而在本文的研究中采取多值分类。在本文的研究中,采取如下的分类思想:

假设银行分为 5 个信用等级:正常、关注、次级、可疑和损失。分为 3 步完成全部的分类,首先,把正常、关注和次级分为一大类,可疑和损失分为一大类,分别表示为 C11 和 C12。然后,利用 SVM 对 C11 和 C12 进行进一步分类,C11 分为 C111 和 C112,C111 代表正常,

C112 包含关注和次级;C12 分为 C121 和 C122,其中 C121 代表可疑,C122 代表损失;最后,对 C112 利用 SVM 进行进一步的分类,分为 C1121 和 C1122,分别代表关注和次级。实质上就是利用二叉树的思想,利用 SVM 进行逐层的分类,进而最后得到对于各个层次的多类别分类。可利用图 4 表示如下:

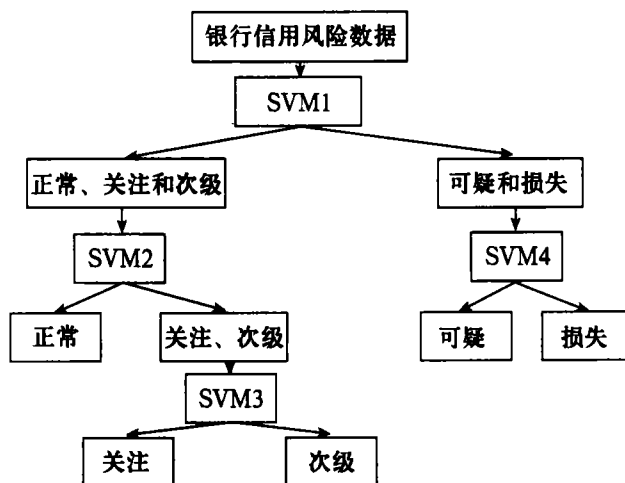


图4 基于 SVM 的商业银行信用风险评估模型

(三) 基于信息融合的商业银行信用风险评估模型

本文所采用的信息融合模型是基于 BP 神经网络、SVM 和 DS 证据理论所建立的(本模型记为 IFCA)。

DS 证据理论是在贝叶斯理论的基础上发展起来的处理不确定性信息的方法,DS 理论迄今为止已经建立了较为完善的理论根基,既能处理随机性导致的不确定性,又能处理模糊性所导致的不确定性;DS 方法可以依靠信度分配函数的积累,不断地缩小假设集;对于“未知的”和“不确定”区分开来,另外 DS 方法潜在的优势就在于其不需要先验概率和条件概率密度。鉴于其在这方面的优势,可以完全独立应用于不确定的评估中,也可将其应用于信用风险的评估中。

DS 证据推理方法如下:

定义 1: 设 U 为一些互斥且穷举的元素组成的命题的集合,称为辨识框架, ϕ 表示空的命题集合,则函数 $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 在满足下列条件时

$$(1) m(\phi) = 0$$

$$(2) \sum_{A \subseteq U} m(A) = 1$$

称 $m(A)$ 为命题 A 的基本信任测度。 $m(A)$ 表示命题 A 的精确信任程度,即对 A 的直接交待。

定义 2: 设 U 为一辨识框架, $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 是 U 上的基本信任测度,定义: $Bel: 2^U \rightarrow [0, 1]$

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), (\forall A \subseteq U)$$

称该函数是 U 上的信任函数 (Belief function)。 $Bel(A)$ 表示对 A 的总的信任。

定义 3: 设 Bel_1 和 Bel_2 是辨识框架 U 上的两个信任函数, m_1 和 m_2 分别是对应的信任程度, 焦点分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_r , 则

$$m(C) = \sum_{A_i \cap B_j = C} m_1(A_i) m_2(B_j) / (1 - K)$$

$$\text{其中: } K = \sum_{A_i \cap B_j = \phi} m_1(A_i) m_2(B_j) < 1, \forall C \subseteq U, C \neq \phi, m(\phi) = 0。$$

定义 3 描述的是 D-S 组合规则, 由于它满足人们对合成规则的几个基本渴望特征: 聚焦性、交换性和组合性, 是应用最广泛的证据合成规则, 也是研究其他的组合规则的基础。

利用 BP 网络、SVM 和 DS 证据理论三者建立的信息融合评估模型原理如下:

基于 BP 网络的信用风险评估模型的具体设计算法如下:

对于商业银行的数据, 利用上述建立的 BP 神经网络模型, 可以建立 4 输入, 5 输出的结构, 1 个隐含层 (隐层有 9 个节点), 网络输出设置为一个 5 维的结构, 包括 (1 0 0 0 0)、(0 1 0 0 0)、(0 0 1 0 0)、(0 0 0 1 0) 和 (0 0 0 0 1), 且通过输出层设置为 sigmoid 函数, 就可以使得网络输出每一个分量介于 (0, 1)。网络的输出可能会产生这个 5 维向量中各个数之和不等 1 的情况, 设任意输出的向量为 $(y_1 \ y_2 \ y_3 \ y_4 \ y_5)$, 令 $\sigma = \sum_{i=1}^5 y_i$, 使得

网络输出归一化为 $(y'_1 \ y'_2 \ y'_3 \ y'_4 \ y'_5)$, 其中 $y'_i = \frac{y_i}{\sigma}, i = 1, 2, 3, 4, 5$ 。其中 y'_i

代表对于第 i 种情况的基本信任度。

基于 SVM 的信用风险评估模型的具体算法如下:

为了有效缓解计算的复杂度, SVM 采取最小二乘支持向量机。核函数采取径向基函数。对于 SVM, 每次包含 2 个输出, 分别为 +1 和 -1, 代表相应的分类情况。

对于样本的分类的识别率, 采取如下的规则:

$$\text{样本的分类正确率: } c_i = \frac{C_i}{N_i}, \text{ 样本平均分类准确率: } c = \frac{\sum_j C_j}{\sum_j N_j},$$

$$\text{样本的漏检率: } l_i = \frac{L_i}{N_i}。$$

上面的检测指标公式中, N_i 表示第 i 类的样本数, C_i 表示第 i 类样本中正确识别的样本, L_i 表示第 i 类缺陷样本中没有被识别出来的样本。

将 BP 神经网络、SVM 和 DS 证据理论相结合的算法原理图如图 5 所示:

对于 BP 网络的输出如上, 对于 SVM, 每次分类结果利用模糊数学的思想看看输入样本对每类样本的依赖程度, 通过 SVM 的逐一分类, 得到最后某一结果对 5 种情形的基本信任度, 假设记为 $(y''_1 \ y''_2 \ y''_3 \ y''_4 \ y''_5)$, 其中 y'' 为通过 SVM 得到对于第 i 种情况的基本信任度。根据在每一种相同情况下得到的 $(y'_1 \ y'_2 \ y'_3 \ y'_4 \ y'_5)$ 和 $(y''_1 \ y''_2 \ y''_3 \ y''_4 \ y''_5)$, 利用 DS 证据推理, 融合 $(y'_1 \ y'_2 \ y'_3 \ y'_4 \ y'_5)$ 和

$(y''_1 \ y''_2 \ y''_3 \ y''_4 \ y''_5)$ 。设正常、关注、次级、可疑和损失分别用 A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 和 A_5 表示,对某一数据利用 BP 网络的输出整理结果为 $(y'_1 \ y'_2 \ y'_3 \ y'_4 \ y'_5)$,令 $m_1(A_i) = y'_i, i = 1,2,3,4,5$;同理令 $m_2(A_i) = y''_i, i = 1,2,3,4,5$;其中 $m_1(A_i)$ 表示对某一输入通过 BP 算法得到的 A_i 信任程度, $m_2(A_i)$ 表示对某一输入通过 SVM 得到的 A_i 信任程度(A_i 和 A_j 是相互独立的)。则根据 DS 的合成公式,有

$$K = \sum_{i,j} m_1(A_i)m_2(A_j), 1 \leq i,j \leq 5$$
$$m(A_i) = \sum m_1(A_i)m_2(A_i)/(1 - K), i = 1,2,3,4,5$$

令 $\hat{y}_i = m(A_i), i = 1,2,3,4,5$,则 \hat{y}_i 就是最终由 DS 推理得出对于 A_i 的信任度,进而可以得出该信息融合方法的识别率,做出评估决策。

对于本模型的算法结构可如图 5:

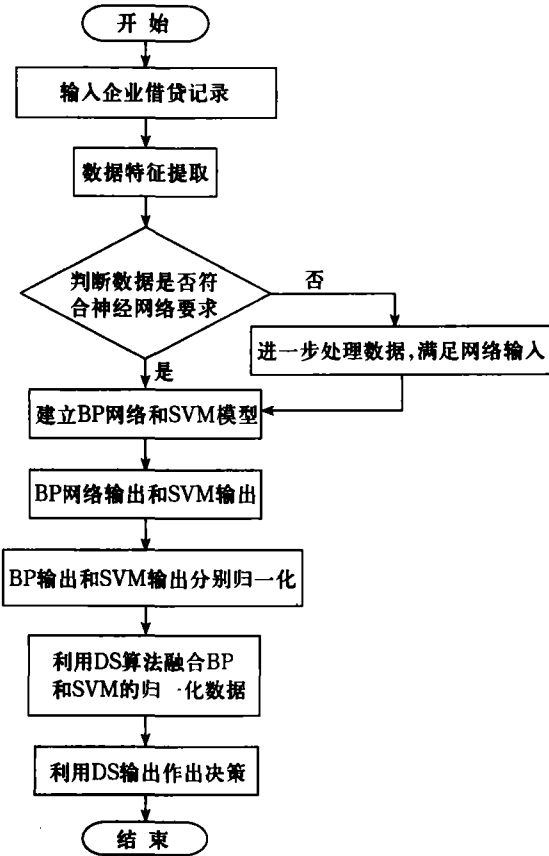


图 5 基于 IFCA 的商业银行信用风险评估模型

四、实证分析

在本文的实证数据中,采用了大庆市某商业银行的一组数据,此数据检索条件包括:(1)样本行业范围:房地产业;(2)贷款种类:短期贷款(一年及一年之内);(3)贷款发放日期:2005 年 1 月 1 日至 2005 年 1 月 31 日;(4)贷款余额截至日:2006 年 3 月 31 日;(5)贷款金额:贷款实际发放金额;(6)贷款余额:截至 2006 年 3 月 31 日确定为损失的贷款余额;(7)贷款形态:贷款目前所处的形态;(8)贷款全称及代码:识别企业的唯一标识码;报表日期与报表:(9)2004 年 12 月 31 日的企业资产负债表和损益表。经过收集、整理共获取 336 个样本,涉及贷款额 160 多亿人民币。

对于神经网络,为了更好地满足收敛性和稳定性,一般需要稳健的数据。鉴于本文使用的样本数据容量较大,各个指标取值范围较广,数据具有一定的平滑性。因此采用两倍、三倍标准差检验法进行异常数据的剔除,最终获得 189 个样本数据;对于所获得数据利用统计软件 SPSS 进行了因子分析。求解释因子的主要目的是确定能够解释观测变量之间相关关系的最小因子个数。依据特征值准则,当前样本数据条件下的解释因子数确定为 4。而且从因子负载矩阵中可以看出,各因子的经济含义较为明显,14 项财务指标的样本数据被分为四个解释因子分别为贷款企业偿债能力因子、盈利能力因子、资产管理能力因子和企业发展能力因子,本文选用 100 组作为训练样本数据,其余 89 个样本作预测。由于所针对的系统的非线性的特点,初始值的选取和网络的收敛性等有一定的关系,对以上得到的数据进行进一步归一化处理(本文所采用的归一化算法, $data_{nn} = (data - min)/(max - min)$,其中 $data_{nn}$ 为网络输入数据——归一化数据, $data$ 为某一模块得到的处理后的数据, max 为相应模块处理数据后的最大值, min 为相应模块处理数据后的最小值)。

对于 BP 网络和 SVM 的训练仿真采取交叉验证的算法,对于 100 组训练样本分为 10 组,每次在训练的时候将 9 组进行训练,另外一种测试,在 10 次的训练中,每一组样本都有机会作为测试样本。

对于 BP 网络按照上述所提出的结构进行训练和测试,对于 SVM 采用径向基函数的方法。对于以上数据的仿真结果可见表 1。

表 1 各种信用风险评估模型仿真结果

比 值 \ 方法	BP 网络模型	SVM 模型	IFCA 模型
准确率(%)	78.3	80.6	84.5
错误率(%)	21.7	19.4	15.5

根据表 1 可以看出,本文提出的基于信息融合的商业银行信用风险评估方法相对于目前所应用较为广泛的方法,BP 神经网络和 SVM,在评估准确率上提高了 4 个百分点左右,而且该方法综合了 BP 网络、SVM 和 DS 证据理论三者的优势,从具体的实证分析中验

证了模型的可行性和有效性。

五、结 论

国有商业银行的信用风险是银行经营管理中必须面临的一个重大问题,因而信用风险的评估也是目前银行管理中研究的一个热点问题。目前广为应用的一种方法就是神经网络和支持向量机,本文结合BP网络、SVM分类的优势,同时利用DS证据理论易于处理不确定性的问题,建立了一个新的信息融合评估模型,该方法兼顾了三者之间的优势,结合我国目前银行界普遍采用的五级信用分类法,通过国内银行数据的相关实证分析,验证了该模型的可行性和有效性,为国内商业银行有效防范信用风险提供了有力的技术保证,也为各银行的风险资本金的准备提供了必要的基础,更为将来其他国内商业银行的进一步实际应用奠定了重要的理论实证基础。

参 考 文 献

- [1] 布慧敏,2005:《我国商业银行信用风险量化度量方法研究》,《统计与决策》,第1期,第99~100页。
- [2] 陈雄华、林成德、叶武,2002:《基于神经网络的企业信用等级评估》,《系统工程学报》,第17期,第570~575页。
- [3] 李萌,2005:《Logit模型在商业银行信用风险评估中的应用研究》,《管理科学》,第18期,第33~38页。
- [4] 梁琪,2003:《企业信用风险的主成分判别模型及其实证研究》,《财经研究》,第29期,第52~56页。
- [5] 刘闯、林成德,2005:《基于支持向量机的商业银行信用风险评估模型》,《厦门大学学报(自然科学版)》,第1期,第29~32页。
- [6] 刘云燕、吴冲、王敏、乔木,2005:《基于支持向量机的商业银行信用风险评估模型研究》,《预测》,第1期,第52~55页。
- [7] 世界银行,1997:《新兴市场经济中的商业银行》,中国财经出版社。
- [8] 施锡铨、邹新月,2001:《典型判别分析在企业信用风险评估中的应用》,《财经研究》,第27期,第53~57页。
- [9] 王春峰、万海晖,1998:《商业银行信用风险评估及其实证研究》,《管理科学学报》,第1期,第68~72页。
- [10] 王春峰、康莉,2001:《基于神经网络技术的商业银行信用风险评估》,《系统工程理论与实践》,第2期,第73~79页。
- [11] 王建成,2002:《企业信贷能力的因子分析模糊综合评价及应用》,《系统工程》,第20期,第26~31页。
- [12] 王卫东,2001:《现代商业银行全面风险管理》,中国经济出版社。
- [13] 吴德胜、梁木,2004:《基于V-fold Cross-validation和Elman神经网络的信用评价研究》,《系统工程理论与实践》,第4期,第92~98页。
- [14] 吴世农、卢贤义,2001:《我国上市公司财务困境的预测模型研究》,《经济研究》,第6期。
- [15] 张爱民、祝春山、许丹健,2001:《上市公司财务失败的主成分预测模型及其实证研究》,《金融研究》,第3期,第10~25页。
- [16] 张池平、张英俊、苏小红、马培军,2006:《一种基于神经网络和证据理论的信息融合算法》,《计算机工程与应用》,第42期,第174~176页。
- [17] 章志忠、符林、唐煊文,2003:《基于人工神经网络的商业银行信用风险模型》,《经济数学》,第20期,第42~47页。
- [18] Altman, E. I, P. Narayanan, 1997, "An International Survey of Business Failure Classification Models, Financial Markets", Instruments and Institutions.
- [19] Altman, Haldeman, Narayanan, 1977, "ZETA analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations", Journal of Banking and Finance 1:29~54.

- [20] Chang C C, Hus C W, Lin C J, 1999, "The Analysis of Decomposition Methods for Support Vector Machines. In Workshop on Support Vector Machines", IJCAL :155 ~ 160.
- [21] David, 2000, "Neural network credit scoring models", Computers & Operations Research 127:362 ~ 385.
- [22] Desai V S, Crook J N, Over street G. A, 1996, "A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment", European Journal of Operational Research 95:24 ~ 37.
- [23] E. L. Altman, Financial ratios, 1998, "Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", Journal of Finance 23:189 ~ 209.
- [24] Itman, E. I, Saunders A, 1998, "Credit risk measurement: Development over the last 20 years", Journal of Banking and Finance 20: 1721 ~ 1742.
- [25] Jerzy Stefanowski, Szymon Wilk, 2001, "Evaluating business credit risk by means of approach - integrating decision rules and case-based learning", International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, Vol. 10, No. 2:97 ~ 114.
- [26] Lundy M. ,1993, "Cluster Analysis in Credit Scoring. Credit Scoring and Credit Control", New York: Oxford University Press:25 ~ 36.
- [27] Malhotra R, Malhotra D. K, 2002, "Differentiating between good credits and bad credits using neuron-fuzzy systems", Computing, Artificial Intelligence and Information Technology 136:489 ~ 501.
- [28] Nello Cristianini, John Shawe-Taylor, 2005:《支持向量机简介》,机械工业出版社,第 93 ~ 122 页。
- [29] Odom, M. D, Sharda, R. ,1990, "A neural network for bankruptcy prediction [A]", International Joint Conference on Neural Network [C], New York: New York University Press :163 ~ 168.
- [30] Press, S. J, Wilson S, 1978, "Choosing between logistic regression and discriminant analysis", America Statistics Association 73:699 ~ 705.
- [31] Simon Haykin, 叶世伟等译, 2004:《神经网络原理》,机械工业出版社,第 111 页, 241 页。
- [32] Sjur W, Wijet. N, 2001, "Default probabilities in a corporate bank portfolio: a logistic model approach", European Journal of Operational Research 135:338 ~ 349.
- [33] Smith, Lawrence, 1995, "Forecasting losses on a liquidating long-term loan portfolio", Journal of Banking and Finance 22: 959 ~ 985.
- [34] Taylor, J. D, 1998, "Cross- Industry Differences in Business Failure Rate: Implications for Portfolio Management", Journal of Commercial Lending Review 2: 36 ~ 46.
- [35] West, R. C, 1985, "A factor-analytic approach to bank condition", Journal of Banking and Finance 3:253 ~ 266.

Abstract: The effective assessment of credit risk is very important for commercial banks. Based on neural network, SVM and DS evidence theory and the preponderance of integrative assessment of information fusion, the paper builds an assessment model of credit risk and tests it with the data of a domestic commercial bank. The results show that newly-developed model can obtain better assessment compared with BP model and SVM model. This empirical result has important implication for the enriching credit risk assessment system and enhancing risk management.

Key words: credit risk, information fusion, BP neural network, SVM, DS evidence theory

(责任编辑:王鹏)(校对:SH)