

④
20-27商业银行信用卡风险分析综述^①张维^② 李玉霜
(天津大学管理学院)

F830.2

【摘要】商业银行信用卡风险管理中信用风险分析是重要一环。本文对自30年代以来信用风险分析的主要方法进行综述,包括传统的统计方法,如判别分析法,Logistic回归等,基于现代计算技术,人工智能的方法,如专家系统,神经网络。最后对信用风险分析方法的发展进行展望。

关键词:信用风险分析,判别分析法,Logistic回归,专家系统,神经网络

0 引言

商业银行

0.1 商业银行信用卡风险管理

在现代金融体系中,商业银行作为金融和交易的主要金融中介,一个国家经济状况的晴雨表,在减少经济风险和不确定因素,保证国民经济顺畅运行方面发挥着举足轻重的作用。商业银行在运营中本身承担着各种类型的风险,包括信用风险、利率风险、流动性风险、管理风险、资本风险和政策风险等。其中,信用风险是指由于债务人违约而导致贷款和债券等资产丧失偿付能力所引起的风险。不同的资产中借贷业务的信用风险最大,故从狭义上说,信用风险就指借贷风险。银行经营中信贷管理的失误往往是导致其周转困难、停业和倒闭的最直接原因,并且在现代金融体系中,这种结果很可能引起连锁反应,这将涉及单个商业银行的生存及影响社会经济的稳定。信用风险管理就是要通过有效的方法手段对信用风险进行分析、防范和控制,使风险贷款安全化,保证本息的收回。它包括信用风险分析,贷款定价和贷款发放及检查。

0.2 信用风险分析

信用风险分析是对可能引起贷款风险的因素进行定性分析,定量计算,目的在于说明借款人违约可能性,从而为贷款决策提供依据。它是信用管理的中心内容,这项工作质量的优劣直接影响着

其后继工作,风险防范、控制的成本费用,对商业银行的生存发展产生重要影响。信用风险分析涉及借款人现在的信用状况,财务状况,对其未来状况的预测。

在实施信用风险分析时,商业银行要遵循5C原则(借款人的品格(Character)、能力(Capacity)、资本(Capital)、担保(Collateral)、环境(Conditions))或LAPP原则(流动性(Liquidity)、活动性(Activity)、盈利性(Profitability)、潜力(Potentialities)),依据借款人的资料(如财务报告、信用历史等)视具体情况定性分析其目前的财务状况,管理水平以及宏观、行业内经济状况,其主观性较强;对资料中的数据信息选择整理,在一定的指标体系下运用一定的技术加以风险评价。各国的会计体系下,指标的体系不尽相同,但定量分析主要分析财务杠杆比例、获利能力、流动性及运营能力等几个方面的指标。有关信用风险分析的研究集中于定量方法的探索,且部分成果已经在实际中得到运用。

在西方发达国家,其商业银行的信用风险管理比较成熟,在实践和理论上形成相应的体系,尤其对信用风险分析的定量研究不断尝试采用新的技术方法向前发展。相比之下,我国商业银行的发展只是刚刚起步,信用风险分析管理体系不健全,特别是作为其核心的信用风险分析仍处于传统的比例分析阶段,远不能满足商业银行对个人消费

① 国家自然科学基金95重大项目资助(79713007)。

② 张维,教授,博士生导师。通讯地址:天津大学管理学院系统所,邮编:300072。

贷款、企业贷款安全性测度的要求,本文通过对信用风险分析的方法的综述,为我国商业银行信用风险分析研究提供思路,并提供实践发展方向,理论上在于为我国商业银行信用风险管理理论体系的完善做出基础工作。

1 方法

在信用风险分析领域的探索可以追溯到本世纪 30 年代,它在 60 年代以后成为热点,随着相关学科领域的发展,经济全球一体化,金融自由化的发展,不断得到推进。继传统的比例分析之后,统计方法被大量运用,有判别分析法^[7,8,9,13,21], Logistic 回归^[2,12,23],主要成分分析^[30],聚类分析^[17,20]等多种方法;其中著名的包括 Altman 的 Z-score 及此基础上改进的 ZETA 模型^[9];以及数学规划^[27],贝叶斯决策模型^[6],存活分析^[3]等方法,这些方法的引入在于克服传统比例分析综合分析能力差,缺乏整体概括,定量评价结果的不足。进入 80 年代以来,人工智能如专家系统^[14,18,24,31]神经网络^[4,5,10,11,12,16,17,19,28,29,32]引入银行业,运用于协助银行家进行贷款决策,开发市场,信用评估等。美国的计算机公司已经开发出信用卡防诈,自动抵押背书的软件产品服务,并且它们已为一些银行采用^[3],人工智能在该领域的运用,克服了统计等方法对假设较强的要求以及静态反映信用风险的缺点。

1.1 判别分析(Discriminant Analysis, DA)

信用分析中,DA 方法根据已知的违约,非违约(或多个等级)的企业进行分类构成若干个母体,由这多个母体的特征找出一个或多个判别函数(或准则)用于判别任一已观察的向量应判属哪一母体,以及检验两个或多个母体,在所测量的指标变量上是否有显著差异,如有则指出为哪些指标,DA 包括线性判别分析(Linear DA)和二次判别分析(Quadratic DA)

在 DA 方法中 Fisher LDA 广为应用,该方法通过最大化组变量/组内变量建立判别式函数。

在二叉分类情况下,判别函数表示为^[8,9,21]

$$Z = \sum_{i=1}^N a_i X_i$$

或
$$D(X) = X' \sum^{-1} (\mu_1 - \mu_2) - \frac{1}{2} ((\mu_1$$

$$- \mu_2)^T + \sum^{-1} (\mu_1 + \mu_2)$$

其中, $Z, D(X)$ 为信用风险评分, X 为信用评定中的变量向量,通常有营运资金 / 资产总额、保留盈余 / 资产总额、息税前总额 / 资产总额、股票市价总额 / 负债帐面价值总额、销售收入 / 资产总额等, a_i 为第 i 个变量的系数值,通过回归或参数矩阵特征根获得, μ_1, μ_2 为第 1 组,第 2 组的平均数, \sum^{-1} 为一般协方差逆矩阵,

该方法判别的阈值为 $\ln(c_{12}\pi_1/c_{21}\pi_2)$

其中, c_{12}, c_{21} 为将信用差企业分为信用好企业、信用好企业分为信用差企业的错分成本, π_1, π_2 为信用差不能如期还款企业、如期还款企业的概率。

该方法产生了线性函数,将一系列独立变量与信用评分 $D(X)$ 结合起来,以一个超平面,将变量空间分为与样本组对应的两部分。该函数在满足以下三个条件时,期望错分成本最小化:A、样本为多元正态分布,B、样本等协方差,C、平均向量,协方差,先验概率及错分成本已知。

该方法最初于 1941 年首先用于消费贷款的评定,Altman 对美国制造业公司进行大量实例研究的基础上建立了信用分析模型,Z-Score 模型,该模型下, $Z < 1.81$ 为贷款高风险区, $Z > 2.99$ 为低风险非破产区,而 $1.81 \sim 2.99$ 为灰色区域,即不能确定其信用风险。1977 年,Altmen 在此基础上结合 QDA 又建立了 ZETA 模型,用于商业用途^[9]。

这种方法的优点在于:

(1) LDA 可以同时分析事件的主要变量的分布,而非连续对单个变量检验其特征

(2) Fisher DA 可以减低分析空间的维数,即由独立变量个数减至 $(G - 1)$ 维 (G 为初始的先验组个数)

但是,LDA 使错分成本最小必须满足较强的条件:正态,等协方差,而事实上,它们常常不满足,虽然可以用对数变换使之成为正态分布但这种变形于理论上很难解释,而且当变量向量既包括离散又包括连续变量时,判别结果非最优。

1.2 Logistic 回归(Logistic Regression)

Logistic 回归是一种非线性分类的统计方法,用于因变量为定性指标的问题,如是(1),非(0),这一类问题,表述如下

$$P = \frac{1}{1 + e^y}$$

$$y = c_0 + \sum_{i=1}^n c_i x_i$$

其中 x_i ——信用风险评定中的影响变量,通常有资产净值/总资产、净收入/总资产、净营运收入/营运收入,流动资产/总资产等, c_i ——技术系数,通过回归或极大似然估计获得, y ——贷款申请人的财务状况打分值, $P \in [0,1]$,解释为借款人违约概率。

例如,Ohlson^[29]首先将 LR 应用于该领域, Madalla^[31]采用该方法区别违约与非违约贷款申请人, P 为违约概率,当 $P > 0.551$ 时可以为风险贷款,而 $P < 0.551$ 时贷款。

Logistic 回归不要求 LDA 的假设,但满足 LDA 的假设时,二者等效或优于 LDA;Logit 函数可以对每个变量进行显著性检验,特别是计算相对风险(这里是指当信用变量发生变化后,信用风险与原状态下信用风险比值),这是 Logistic 回归的主要优点;而其不足之处在于:

(1) 模型本身的不合理性,即相对风险估计中整体相对风险为每个变量相对风险的乘积,这于一般希望的“可加模型”相矛盾

(2) 对线性可分的样本不可采用极大似然估计法估计参数

(3) 样本的数量不宜少于 200,否则考虑参数估计的有偏性

1.3 非参数方法(Non-parametric Method)

聚类分析(Cluster Analysis)属于非参数统计方法。信用风险分析中它根据由借款人的指标计算出的在样本空间的距离,将其分类。这种方法一个主要优点是不要求总体的具体分布;可对变量采用名义尺度,次序尺度,因此该方法可用于定量研究,也可对现实中的无法用数值精确表述的属性进行分析。这很适用于信用风险分析中按照定量指标(盈利比、速动比等)和定性指标(管理水平、信用等级等)对并不服从一定分布特性的数据信息分类的要求。例如,Lundy^[20]运用该方法对消费贷款申请者的典型信用申请数据及年龄、职业、婚否、居住条件进行处理分成 6 类并对每类回归评分,它不仅将借款人进行有效的分类而且帮助商业银行确定贷款方式策略。

k 近邻判别(k Nearest Neighbor)是另一种非

参数方法,它在一定距离概念下按照若干定量变量从样本中选取与确定向量距离最短 k 个样本为一组,适用于初始分布和数据采集范围限制较少时,减小了以函数形式表达内容的要求。另外, k NN 通过将变量在样本整体范围内分为任意多决策区间,而近似样本分布。Tam et al^[16]将之用于信用风险分析,取马氏距离,从流动性、盈利性、资本质量角度选出的 19 个变量指标,对样本分类,经比较其分类结果的准确性不如 LDA、LG 以及神经网络。原因在于同样的样本容量下,若对具体问题的确存在特定的参数模型并可能找出时,非参数方法不及参数模型效率高。

1.4 专家系统(Expert System)

专家系统是一种使用知识和推理的智能计算机程序,其目的是将专家解决问题的推理过程再现而成为专家的决策工具或为非专业决策者提供专业性建议。它的功能表现在解释功能,灵活性,学习功能三方面。专家系统自 80 年代以来逐步被用于商业,经济领域,如会计、审计、税务信用评分、企业破产预测及证券组合。

Messier 和 Hansen^[31]从知识获取角度探讨比较了专家系统在信用分析领域的应用。传统上,专家系统采用直接法,这种方法要消耗大量的时间和人力,而且问题域中的一些经验性知识无法清楚表示,故限制专家系统的规模和实用性。Messier 和 Hansen 改变知识获取的传统方法——直接法,提出了启发式方式,即首先由专家提出范例对之特性加以提取,之后使用启发算法获取产生式规则,选用概念学习算法(Concept Learning Algorithm),从由若干固定属性(如收入趋势、速动比趋势)等描述的已知分类(违约与非违约)中抽取共性的结果即可对新样本正确分类的指标,而后在这些属性的基础上建立产生式系统,利用其中的规则对新借款申请人的指标进行评估,71 家公司的数据条件下将该方法与 LDA,群决策加以比较,结果证明专家系统分类效果最好,ES 对检验样本的正确分类率为 87.5%,而 DA 为 57%,并且比群决策的正确率稳定。递归分割算法(Recursive Partitioning Algorithm)是应用于信用风险分析的另一方法,该方法递归地把样本集合分割为不相联的子集,以期望错分成本最小化为目标。这种方法首先在最大程度减小两组

分类的错分成本为划分标准下,建立最小风险分类树,然后选定经交叉有效性测试得出的分类树的恰当的复杂度。Altman 和 Kao^[14]在现金流/总负债,保留盈余/总资产,总负债/总资产,现金流/销售收入等指标下建立了较高复杂度的 RPA1 和较低复杂度 RPA2,与 DA 比较优劣,在 200 个样本下表明 RPA 是一种很有前途的方法,Boyle et al^[19]不但分析 RPA 与 DA 的评分结果而且提出两种方法的杂和,从文中可以看出杂和方法的分类效果更好。在应用方面,Beshinske et al^[26]为 Merrill Lynch 设计开发用于信用评估 ES,并用于日常运营,至少已经判定了 20 亿美元的贷款。

开发专家系统的过程中知识的获取始终是一个瓶颈,而推理方式的研究决定着专家系统的智能化水平,这两个方面的进展极大地影响着专家系统在信用分析领域的应用前景。

1.5 神经网络(Neural Networks)

神经网络是一种具有模式识别能力,自组织,自适应,自学习特点的计算机制,它的知识编码于整个权值网络,呈分布式存储且具有一定容错能力。神经网络对数据的分布要求不严格,也不必详细表述自变量与因变量之间的函数关系。NN 的这些特性使之成为信用风险分析方法的一个热点。NN 在信用风险分析的作用是通过 NN 的分类功能进行的,即首先找出影响分类的一组因素,作为 NN 的输入,然后通过有导师或无导师的训练形成 NN 信用风险分析模型。对于新的样本输入(即一组影响因素值),该模型可产生信用风险的判别。

1.5.1 模式神经网络(Modular Neural Networks)

MNN 是一种广义 NN,包括“局部专家”和门网络一组 NN。局部专家竞争地学习一个复杂问题的各个方面,门网络控制整个网络的竞争学习,并将数据空间的不同区间与局部专家进行匹配;MNN 的最终结果为各局部专家输出的加权和。MNN 与 MLP 类似利用错误反传进行训练(如图 1 所示)。信用风险分析本身是一项复杂的工作涉及到借款人的盈利能力、偿债能力、发展趋势等方面而且每一方面包含的指标及不同方面指标之间关系交错,针对于此 Desai et al^[29]将 MNN 引入信

用风险分析,MNN 的输入层 18 个节点代表 18 个消费贷款变量,而门网络将借款人的数据按一定的规则分配给局部专家,局部专家分别对借款人的偿还,信用其他方面相关指标分析并输出结果,输出层只有一个节点表明违约与否。利用信用社近 3000 个观测项对 LDA,LR,MNN,多层感知机(MLP)比较分类正确能力,MNN 的分类能力不及 MLP,LDA,LR,但作者指出出现这种情况可能与网络的构建不完善有关;Altman et al^[11]在比较 NN 与 LDA 时采用类似 NN 群进行信用风险评分,其分类正确率显著高于 LDA 的分类正确率。

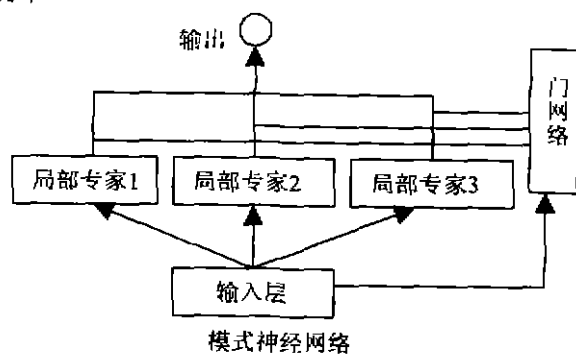


图 1 模式神经网络

1.5.2 概率神经网络(Probabilistic Neural Networks)

90 年代以后 NN 算法利用样本的先验概率 Bayes 定律和最优判定原则对新的输入进行分类,产生 PNN。PNN 既具有统计分类的功能又不受多元正态等条件的限制,并且在 PNN 运算过程中可读出被分类的新输入的后验概率,从而提供了对计算结果的解释。因为信用风险分析中不仅要处理不满足多元正态等条件的数据,而且要最终判定是否违约并对之加以解释,作为决策信息,故 PNN 的这些特点对于其应用于信用风险分析很有意义。

Tyree et al^[10]PNN 包括 4 层:输入层,模式单元层,汇总单元层及输出层。输入层有 4 个节点代表典型的变量指标,如现金流/总可动资产、营业收入/总可动资产、总固定资产/借入资产、营运资本/总可动资产;模式单元层中每一个节点具有其权重集合,与训练集中的模式相匹配,该层的节点单元对输入信息进行处理;汇总单元中每个节点仅与其相关的那一类模式形成联系,进而在这

些模式节点输出的基础上产生特定类型的概率分布函数;最后,输出层的唯一节点综合汇总层的输出得出判定.146个样本下PNN与LDA加以比较,发现利用由LDA还是由PNN确定的指标变量,PNN的正确率均明显高于LDA;但作者也指出PNN仍有不完善处,如算法中参数的确定,以及多元正态与算法的理论关系等.

1.5.3 扩展的学习向量量化器(the Extended Learning Vector Quantiser)

ELVQ属于多层NN,其结构特点在于具有一个可变动隐单元层.它可以根据需要动态地确定新的隐单元.ELVQ的建立过程包括输入单元删减和隐单元产生两部分,在形成最优网络结构的过程的同时也是完成样本训练和变量选择的过程.信用风险分析中初始变量众多,往往需要加以筛选,与其它方法相比ELVQ不需事先筛选,而在建造过程中完成这项工作.ELVQ用于信用风险分析是由Poddig^[38]提出的,其构造ELVQ的由于的输入单元删减过程设计不善,分类结果不及DA;但是当输入单元采用DA所确定的财务指标时,分类结果与DA近似.可以看到目前对它的探索还只是初步的无法与MLP相比,而相对于MLP它的优点:训练快捷,易于掌握,结构相对简单,使之更适于商业银行及时调整ELVQ,反映借款人集合的变化,表明ELVQ还是值得进一步探索的.

1.5.4 多层感知机(Multilayer perceptron)

多层感知机(MLP)是用于信用风险分析最多的神经网络方法,其主要原因在于MLP对在理论上的研究比较成熟,网络构建中删除技术相对于其他的神经网络更完善.MLP一般采用反向传播(Backpropagation)算法.MLP在调整权重时通常采用输出值与期望输出的方差和最小为原则.信用风险分析中MLP结构包含输入层,单隐节点层,输出层.输入层由代表财务指标的节点构成,这些指标是经过主成分分析、轮廓分析(Profile Analysis)等方法选定的,节点数量在各研究中从4—28不等;隐节点层多采用logit函数sigmoidal函数;输出层多为一个或两个节点输出信用风险分析结果.针对信用分析考虑到错分成本及先验概率,将其最小误差和原则修改,例如改为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 Z_i \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - d_{ij})^2$$

Z_1, Z_2 分别代表第一、二类错误, y_{ij}, d_{ij} 分别代表第 i 组第 j 样本的输出值、期望值, n_i 为第 i 组样本的个数, $i=1, 2$ ^[17]. 另外,部分文献研究了信用风险分析MLP的构建.目前在信用风险分析中基于BP算法的神经网络的讨论较多^[5, 11, 16, 17, 19, 29, 32].

为说明MLP的使用有效性,诸学者纷纷以DA、LG为参照方法.尽管各个研究所选用的数据不同、分析评估的时间环境不同、若干技术细节有所差异,但还是得出如下的共论:

(1) MLP作为一种非线性的回归工具可以完成传统的统计方法的计算功能,却不受多元正态、协方差同分布等的假设的限制.

(2) MLP在输入新样本后,对预测模型会作出适应性调整,即改变权重,并且新样本的输入不冲消旧样本,只是重要性受到一定程度的弱化,这样它使信用风险评分的过程保持连续性.

(3) MLP不但在噪音、随机环境下表现出不次于经典分类方法的分类正确性,而且可以比DA、LR更充分地利用已有信息.

(4) 各种方法都表明距离借款人违约破产时间越近评定的准确性越高,但MLP的变化波动相对较小,另外MLP与LR比较时,发现MLP对分割点(Cutoff point)(即区分违约与否的分界值)的变化不如LR敏感.

(5) MLP的判别能力很难以符号的方式表达,如果希望检验单个输入相对重要性,以及得出结果的原因,它就显得无能为力,这一点无论DA还是LR都比MLP强.

(6) 目前尚无成型的理论上的方法针对给定的分类目标设定MLP的网络结构,但已知研究认为一个隐层的MLP效果较好.而隐单元个数的确定却无明确解答,这存在着网络拟合的灵活性与学习程度的折中.

(7) 一旦MLP的结构复杂,样本训练次数要求高,其运算效率必然降低,加之,算法的原因,MLP本身收敛速度比较慢的,因此其计算效率还不能令人满意.

关于MLP或者NN综合效果上是否优于DA的分类效果仍然存在争议.Altman et al^[11]的比较中,尽管LDA的分类正确率稍高于MLP,但

综合考虑解释能力等方面,他们认为 LDA 优于 NN, Kerling^[19]也认为 NN 与并没有显示出明显的优势,但大多数的实证倾向于 MLP 更好. 出现这样的情况并不奇怪,毕竟对 NN 于信用风险分析的研究仍处于探索阶段,客观上信用分析样本的采集范围,不同规模不同,所用分析指标由于各国会计体系的差异而不同,加之,各 NN 构件有所差别,所用参照方法的精确程度都可能引起结果的.

2 发展展望

随着经济发展,对贷款的需求也将日益增大,跨国公司经营促使国际间企业贷款扩大化,商业银行的贷款将逐步走向国际化,这使信用风险管理面临更大的挑战;而现代计算工具,远程通讯技术的突飞猛进为信用风险管理接受挑战奠定了基础.

2.1 计算技术改进与发展

对诸方法而言,DA 和 LR 更适用于成熟行业的大中企业,原因为这类企业具有较强的稳定性和规范性,其发展有一定的规律可循. 参数方法不但给出较准确的结果及合理的解释而且经济上较合理;然而这类方法是静态的,需要根据地区、行业经济情况的变化不断的调整参数、甚至变量. 而对于那些规模较小且处于变化波动较大的行业中的企业,ES、NN 一类计算技术更有优势,原因是它们对数据要求不严格,以非线性方法处理数据,鲁棒性(Robustness)更强. NN 是目前一种有前途的应用,但它真正得到应用仍须改进其主要缺陷:解释功能和网络构建. 其解决途径有多种:一种决定单个变量相对重要性的方法是设计一个特殊数据集合,扩大被检验输入变量的值,观察其对结果的影响程度;另外,引入杂合系统的思想:NN 与 ES 形成智能系统,使之既具有传统 ES 的基本功能,模仿人类的逻辑思维方式进行推理求解问题又以并行方式运算,具有学习的能力,自适应能力;或者 NN 与模糊逻辑相结合,扩展其解释功能,即在推理过程中,在模糊逻辑函数的基础上把符号运算与数字运算联合起来,用这类函数表测一个概念的概率.

遗传算法做为一种新兴高效的优化技术可以

引入网络的结构设计. 遗传算法采用进化方式对称之为群体(Population)的网络集合用遗传算子不断改进,并且内在地能够把优良结构保持到下一代,或结合产生优良结构,而且该算法的进化本质使得对于优良结构(特性)的搜索以并行方式进行,因此减少了陷于局部最优点的可能性,预计这种方法会提高分类准确度,对信用指标的变化更加敏感. 另外,遗传算法中的分类器已用于股票预测,可以考虑将之用于信用风险分析领域.

以上所谈的方法只是信用风险分析中的计算技术,而从系统的角度,信用风险分析是一个由信息收集、方法选择、调整等方面组成的系统. 将今天已经发展到了高度复杂和智能支持水平的决策支持系统,特别是智能 DSS(Intelligence Decision Support System)^[26]的引入是信用风险分析管理系统化的一个思路. 其基本思想是 NN 应用于 DSS 的各个库管理部件,如数据库,模型库等,举例说明,在数据库管理中分布记忆组织和联想记忆算法 NN 的适用于支持自由格式查询,这样用户可以用模式识别而非严格的索引去检索数据. 这种灵活性使管理者和分析者用未预先确定的方式跟踪联系和模式识别,另外 NN 在数据组织、数据汇总方面有很大用处,这适于信用风险管理中对数据的预处理加工要求;在模型库中,依照借款人的多样性,装入各种适用模型或方法工具,由管理系统提供资源存取,根据借款人的特征分析建议激活何种模型,能为求最优解在模型方法之间转化. 总之, IDSS 通过智能化部件提供决策支持.

2.2 信用风险分析内容扩展

风险管理大师美国的 R. I. Mehr 及 B. A. Hedges 曾提出风险分析就是要多加考虑损失发生的机会和损失潜在性的大小;具体于信用风险分析就是不仅考察借款人的违约概率大小而且分析其本金利息可能会发生多大程度的损失. 前者是目前信用风险分析领域所主要考虑解决的问题而后者是前者的继续,是前者工作的进一步拓展.

信用风险分析多是针对于一定区域的某一行业进行建模,评定风险的大小. 既使那些业务范围广涉及行业多的商业银行也是如此,而忽视考虑另外一些情况,如,一个季节性较强的行业如农业对贷款的需求波动大,当结合另一个行业如农产品加工业的贷款需求,可能抵消风险波动而且增

加商业银行的盈利。信用风险分析要服从于商业银行经营原则安全性、盈利性、流动性,因此信用风险分析对于那些贷款行业、多情况交错的商业银行可以从已有贷款组合和新的贷款申请之间的关系的角度出发,控制风险变动/预期盈利变动或追求风险一定,预期利润最大化为原则,测定新借款对已有贷款组合的影响,为贷款决策提供依据。在这个角度下就是要对新的贷款申请人进行初步过滤(如传统的比例分析)之后,将之加入贷款企业的关系矩阵中,考察商业银行在新矩阵下收益、风险的变化方向,来对新的贷款申请作出分析。这样整个信用风险管理过程的信用风险分析和贷款定价工作在一定意义上得到了统一,同时减少了单独进行信用风险分析由于错分引起的损失和机会成本。

参考文献

- 1 American Banker, June 25, 3:1, 1993c
American Banker, March 29, 15A:1, 1993d
American Banker, October 5, 14:1, 1993e
- 2 Barth JR Brumbaugh, R D Sauerhaft, Wang G H K. Thrift institution failures: estimating the regulator's closure rule. Research in Financial Services. 1989, 1
- 3 Narain B. Survival analysis and the credit granting decision. Credit Scoring and Credit Control. New York: Oxford University Press, 1993
- 4 Colloms E Ghosh, Scofield C. An application of a multiple neural-networks learning system to emulation of mortgage underwriting judgements. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks 1988, 2: 459~466
- 5 Coats P, Fant L. Recognizing financial distress patterns using neural network tool. Financial Management, 1993, 142~155
- 6 Daniel E O'Leary. On bankruptcy information systems. European Journal of Operational Research. 1992; 56: 67~79
- 7 Altman E. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. J. Finance. 1968, 589~609
- 8 Altman E. Corporate financial distress: a complete guide to predicting, avoiding, and dealing with bankruptcy. Brain-Brumfield Inc., 1982
- 9 Altman E, Eisenbeis R A, Sinkey J. Applications of classification techniques in business. Banking and Finance. JAI Press, Greenwich. CT, 1981
- 10 Tyree Eric W, Long J A. Assessing financial distress with probabilistic neural networks. Proceedings of the Third International Conference on Neural Networks in the Capital Market, 1995
- 11 Altman E, Marco G et al. Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). J. Banking and Finance, 1994, 18: 505~529
- 12 Gothe P. Credit bureau point scoring sheds light on shades of gray. the Credit World. 1990, May-June: 25~29
- 13 Madalla G S. Limited-Dependent and Qualitative Variables in Econometrics. Cambridge: Cambridge University Press, 1983
- 14 Fraydman H, Altman E, Kao D. Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress. J. Banking and Finance. 1985, 11: 269~291
- 15 Jost A. Neural networks: a logical progression in credit and marketing decision systems. the Credit World. 1993, March/April: 26~33
- 16 Tam K Y, Kiang M. Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions. Management Science. 1992, 38: 927~947
- 17 Salchenberger Linda, et al. Neural Networks: A new tool for predicting thrift failures. Decision Sciences. 1992, 23: 899~916
- 18 Boyle M, Crook J N, et al. Methods for credit scoring applied to slow payers. Credit Scoring and Credit Control. New York: Oxford University Press, 1993
- 19 Kerling M. Corporate distress diagnosis—an international comparison. Proceedings of the Third International Conference on Neural Networks in the Capital Market. 1995, 407~421
- 20 Lundy M. Cluster analysis in credit scoring. Credit Scoring and Credit Control. New York: Oxford University Press, 1993
- 21 Myets J H, Forgy E Q. The development of numerical credit evaluation systems. J. American Associate. 1963, 58: 789~806
- 22 Pantalone C, Platt M. Predicting failure of savings and loan associations. AREUEA Journal. 1987, 2: 46~64

- 23 Ohlson J. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *J. Accounting Research*, 1980, Spring; 109~130
- 24 Raymond Beshinske, S R Spence et al. Margin credit evaluation system. *International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, IEEE Computer society Press, 1991
- 25 Reichert A K, Cho C C, Wagner G M. An examination of the conceptual issue involved in developing credit-scoring models. *J. Business and Economic Statistics*, 1993, 1; 101~114
- 26 Shimon Schocker. Neural networks for decision support problem and opportunities. *Decision Support System*, 1994, Nov; 34~43
- 27 Stan Antonie. Extensions of mathematical programming-based classification rules: a multicriteria approach. *European Journal of Operational Research*, 1990, 48; 351~361
- 28 Thorsen Poddig. Bankruptcy prediction: a comparison with discriminant analysis. *Neural Networks in the Capital Market*. John Wiley&Sons Ltd, 1995
- 29 Vijay S Desai, et al. A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment. *European Journal of Operational Research*, 1996, 95; 24~37
- 30 Weat Robert Craig. A factor analytic approach to bank condition. *J. Banking and Finance*, 1985, 9; 253~266
- 31 Messier W F, Hansen J V. Inducing rules for expert system development an example using default and bankruptcy data. *Management Science*, 1988, 34, 12
- 32 Yurt Alici. Neural networks in corporate failure prediction: the UK experience. *Proceedings of the Third International Conference on Neural Networks in the Capital Market*, 1995

Credit Risk Analysis in Commercial Bank: An Overview

Zhangwei, Li Yushuang

School of Management, Tianjin University

Abstract This paper overview the development of the methods in the credit risk analysis, including ,traditionally, Discriminant analysis, Logistic regression etc. ,modernly ,expert system, neural networks. At last, we prospect the development of the credit risk analysis.

Keywords: credit risk analysis, discriminant analysis, logistic regression, expert system, NN