

银行信贷风险评估计量模型探讨

葛超豪¹, 葛学健²

(1. 南京大学 数学系, 南京 210093 ; 2. 中国人民银行无锡市中心支行, 江苏 无锡 214031)

摘要: 本文运用聚类分析和 Fisher 判别分析对银行信贷风险作计量评估, 详细介绍了模型的数学原理, 指标和数据的前期处理, 并建立了信用评级的判别函数。通过对估计样本和检验样本的分类精度的分析和讨论, 可知两种模型对信用风险评估均具有较高的科学性和精度。在此基础上, 我们编写了应用程序以便于金融机构建立内部信用风险评估体系, 促进银行信贷资产质量的提高。

关键词: 风险评估; 聚类分析; 判别分析; 实证研究

中图分类号: F830.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-6487(2005)12-0024-03

0 引言

20 世纪 90 年代以来, 随着银行业改革的不断深入, 风险管理已成为银行业赖以生存和健康发展的基础。由于我国银行业收益大部分来自信贷, 因此信贷风险管理是银行业风险管理中最重要也最具挑战性的领域, 而信贷风险管理的关键之一是对信用风险进行准确计量评估。

中国人民银行开发的“信贷登记咨询系统”已于 2000 年正式运行, 商业银行中“一逾两呆”法、客户评级系统和贷款五级分类体系也已初步建立, 但这些与欧美等发达国家之间仍存在着显著的差距。近年来, 国际银行业充分利用现代数理统计理论的研究成果, 针对信用风险的识别提出了众多有益的方法, 其中有比较成熟的信用风险计量评估方法——多元统计法, 有最流行的 Credit-Metric(信用度量技术)模型、KMV 的 EDF 模型, 还有于 2004 年 6 月公布的巴塞尔新资本协议中提出的内部评级法 (Internal Rating Based Approaches, 简称 IRB)。

Credit-Metric 模型和巴塞尔新资本协议中的 IRB 法在很大程度上依赖于完善的数据储备和健全的市场环境。欧美等发达国家自 20 世纪 60 年代开始以法规等形式要求本国商业银行收集客户信息, 而我国正处于转轨时期, 历史数据的可比性和全面性都有所欠缺; KMV 模型是利用股票市场信息对企业进行信用风险度量, 我国股票市场仍处于发展时期, 有待进一步健全和完善。

同时, 尽快建立起一套具有较高可操作性和可靠性的定量风险评估机制, 对我国商业银行的持续、健康发展意义重大, 是当前一项现实而紧迫的课题, 应当放在重要位置予以推进。综合考虑自身条件和发展的迫切需要, 我国目前应首先借鉴国际上较为成熟的定量风险评估机制, 例如理论和实际上都已十分成熟的线形概率模型、聚类分析模型、LOGIT 法、PROBIT 法和多元判别分析法 (MDA)。我们利用 C++、SPSS 在计算机上, 对信用风险计量评估做了一些有益尝试。

1 模型介绍

1.1 聚类分析(cluster analysis)模型描述

系统聚类分析是在样本距离的基础上定义类与类之间的距离, 首先将 n 个样品各自分为一类, 再将具有最小距离的两类合并, 合并后重新计算类与类之间的距离, 将此过程一直继续到所有样品达到归类要求。

由于原始数据矩阵中不同指标有各自不同的量纲和数量级单位, 因此需要对数据进行变换处理。常用的变换方法有以下几种:

(1) 标准化 (Standardize):

$$x_{ij}' = (x_{ij} - \bar{x}_j) / s_j, \text{ 其中 } \bar{x}_j = \sum_{i=1}^n x_{ij} / n, \quad s_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 / n}$$

(2) 规范化变化 (Range 0 to 1): $x_{ij}' = (x_{ij} - \min\{x_{ij}\}) / (\max\{x_{ij}\} - \min\{x_{ij}\})$

(3) 对数变换: $x_{ij}' = \ln\{x_{ij}\}$

数据经过处理后就需引入距离和相似系数的概念, 常用的有四种距离:

(1) 欧氏距离: $d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2}$

(2) 绝对值距离: $d_{ij} = \sum_{k=1}^m |x_{ik} - x_{jk}|$

(3) 切比雪夫距离: $d_{ij} = \max |x_{ik} - x_{jk}|$

(4) 马氏距离: $d_{ij} = (x_i - x_j)' S^{-1} (x_i - x_j)$

选择了适当的距离后, 我们就可以进行聚类分析。首先计算 $n(n-1)/2$ 个相似性测度, 并且把具有最小测度的两个样品合并成两个元素的类, 然后按照某种聚类方法计算这个类和其它 $n-2$ 个样品之间的距离。由于类的形状是多样的, 所以有多种计算方法。令 G_p 和 G_q 中分别有 l 和 m 个样品, 它们之间的距离用 $D(p, q)$ 表示。下面是一些常用的系统聚类方法:

(1) 最短距离法

$$D_s(p, q) = \min\{d_{jk} | j \in G_p, k \in G_q\}$$

它等于 G_p 和 G_q 中最临近的两个样品的距离。

(2) 最长距离法

$$D_{cl}(p, q) = \max\{d_{jk} | j \in G_p, k \in G_q\}$$

(3) 重心法

理论新探

$$D_c(p, q) = d_{\bar{x}_p, \bar{x}_q}$$

它等于两个重心 \bar{x}_p 和 \bar{x}_q 间的距离。

(4)类平均法

$$D_c(p, q) = \sum_{i \in G_p} \sum_{j \in G_q} l_{ij} / lm$$

它等于 G_p 和 G_q 中任两个样品距离的平均, 式中 l 和 m 分别表示 G_p 和 G_q 中的样品数。

按照某种方法制定聚类准则, 将之前得出的 $n-1$ 个类中的符合聚类准则测度的两个样品合并, 形成 $n-2$ 个类。这样一直持续下去, 使每一步减少一类, 直至所有样品归为一类(或达到要求为止)。

1.2 多元判别分析模型(MDA)描述

设有 k 个总体 G_1, \dots, G_k , 他们的分布函数分别为 $F_1(x) \dots F_k(x)$ (可以未知), 均由 p 个财务指标构成的 p 维分布函数, 对于一个样品, 即一个待评估的企业, 要判断它属于哪一种信用等级。处理和解决这个问题的途径有多种, 如距离判别、贝叶斯(Bayes)判别以及费歇(Fisher)判别等。

距离判别的思想是引入距离的概念(如马氏距离、欧氏距离等), 以此来描述样品到不同总体的远近并进行判别。

贝叶斯(Bayes)判别基于贝叶斯统计思想, 即假定对研究对象已有一定的认识, 常用先验概率分布来描述这种认识, 然后取一个样本, 用样本修正已有的认识(先验概率分布), 得到后验概率分布, 各种统计推断都通过后验概率分布来进行。将贝叶斯思想用于判别分析, 就得到贝叶斯判别。

费歇(Fisher)判别的思想是投影, 它借用了方差分析的思想, 利用投影可以使组与组尽量分开的特性判别。

为了得到更合理、有效的判别, 本文采用费歇(Fisher)判别法建立多元判别分析模型。

2 实证分析

2.1 指标选择

在处理样本数据时, 指标选择得是否恰当是判别效果优劣的关键, 如果将某个重要的指标遗漏, 效果一定好不了。但如果不加选择地引入大量指标建立判别函数, 不仅计算工作量大, 而且往往由于变量间的自相关性, 使判别精度下降。如何进行筛选呢? 用数理统计的语言就是作假设检验, 通过检验找出对判别不提供附加信息的变量。设有 k 个总体 G_1, \dots, G_k , 我们需要检验 $H_0: \mu^{(1)} = \mu^{(2)} = \dots = \mu^{(k)}$ ($\mu^{(k)}$ 为总体 k 的期望)。只有当 H_0 被拒绝时, 才说明区分建立判别函数是有意义的。检验 H_0 的似然比统计量为 $\Lambda_{(p)} = |E| / |E+B|$,

$$\text{其中 } E = \sum_{\alpha=1}^k \sum_{j=1}^n (x_j^{(\alpha)} - \bar{x}^{(\alpha)}) (x_j^{(\alpha)} - \bar{x}^{(\alpha)})',$$

$$B = \sum_{\alpha=1}^k n_{\alpha} (\bar{x}^{(\alpha)} - \bar{x}) (\bar{x}^{(\alpha)} - \bar{x})'.$$

Λ 所标下标是强调 Λ 有 p 个指标。当 H_0 成立时, E 与 B 两者独立, 从而 $\Lambda_{(p)} \sim \Lambda(p, n-k, k-1)$, 其中 $n = n_1 + \dots + n_k$ 。

若已知前 r 个变量对 k 个总体的区分有显著作用, 并怀疑另 $p-r$ 个变量对 k 个总体的区分不能提供附加信息(即它们提供的信息被包含在前 r 个变量提供的信息之中)。为了检验后 $p-r$ 个变量是否提供附加信息, 就必须利用条件均值

的概念。令 $\mu_{21}^{(\alpha)} = E(x_{1j}^{(\alpha)} | x_{2j}^{(\alpha)})$, $j=1, \dots, n$; $\alpha=1, \dots, k$

附加信息为 $H_0: \mu_{21}^{(1)} = \mu_{21}^{(2)} = \dots = \mu_{21}^{(k)}$

检验上式的似然比统计量为 $\Lambda_{(p-r, r)} = |E_{22} - E_{21} E_{11}^{-1} E_{12}| / |T_{22} - T_{21} T_{11}^{-1} T_{12}|$

由于 $\Lambda_{(p)} = \Lambda_{(r)} \Lambda_{(p-r, r)}$, $\Lambda_{(p)} = |E_{11}| / |T_{11}|$,

$$\frac{1 - \Lambda_{(1), (p-1)}}{\Lambda_{(1), (p-1)}} \sim \frac{n-k-p-1}{k-1} \sim F_{k-1, n-k-p+1}$$

根据相关性原理, 从“企业景气调查”65个基本指标和72个派生指标中, 定性筛选归并出19个具有代表性的复合指标, 然后再采用逐步判别的方法并反复利用上述结论, 获得如表1的10个指标。

2.2 聚类分析

在前期研究中, 我们发现原始数据矩阵中不同指标一般都有各自不同的量纲和数量级单位, 这对预测精度影响较大。为了使不同量纲、不同数量级的数据能进行比较, 我们首先应对数据进行变换使数据具有较好的数学性质。我们对数据进行三次变换。首先将某些指标的数据取相反数, 使各指标均在取值较大时对企业等级贡献较大。其次进行标准化变化, 即 $x_{ij}' = (x_{ij} - x_j) / s_j$, 其中 $x_j = \sum_{i=1}^n x_{ij} / n$, $s_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - x_j)^2 / n}$ 。通过标准化后, 每列数据的均值为0, 方差为1, 并能在抽取样本改变时保持相对稳定性。最后我们将原始数据的值域化为0到1, 此变化能使各指标规格化, 减少数据的波动。数据处理后, 我们选择了多种不同方法度量类间的相似性测度; 并采用重心法进行系统聚类。

表1 指标选择

指标名称	指标代码	计算公式
流动负债构成比例	X_1	流动负债合计/负债及所有者权益合计
营运资金率	X_2	(流动资产合计 - 流动负债合计)/流动资产合计
资产负债率	X_3	(流动负债合计+长期负债合计)/资产总计
工业劳动生产率	X_4	(工业总产值*12/monthno)/期末职工人数
总资产贡献率	X_5	(利润总额+利息支出+产品销售税金及附加+应交增值税)*24/monthno/资产总计
总资产报酬率	X_6	(利润总额+利息支出)*24/monthno/资产总计
销售利润率	X_7	产品销售利润/产品销售收入
工业产品销售率	X_8	产品销售收入/工业总产值
流动比率	X_9	流动资产合计/流动负债合计
年人均工资增长率	X_{10}	(本月人均工资-去年同月人均工资)/去年同月人均工资

参照企业信用等级分类标准, 将企业信用等级分为五级, 分别称为AAA、AA、A、B和C。为了提高样本的代表性, 我们对289个原始样本数据进行多次聚类, 最终选出了AAA级21组, AA级36组, A级20组, B级6组, C级8组, 共计91个具有典型代表意义的特征企业样本。由此可得出5级分类的标准特征模版。对待估测的企业, 可通过计算其与5类标准模版的离差进行信用等级分类。

2.3 判别分析

采用聚类分析中得出的5组91个特征样本数据作为估计样本, 对其进行多元判别分析, 得出如表2的分析结果。

由此可得判别函数:

$$\text{AAA: } y_1 = 0.259x_1 - 0.353x_2 + 0.273x_3 + 0.018x_4 - 0.483x_5 + 1.800x_6 + 0.817x_7 + 0.263x_8 + 0.452x_9 - 0.907x_{10} - 67.162$$

$$\text{AA: } y_2 = 0.307x_1 - 0.352x_2 + 0.252x_3 + 0.015x_4 - 0.459x_5 + 1.736x_6 + 0.641x_7 + 0.254x_8 + 0.441x_9 - 6.728x_{10} - 61.679$$

$$\text{A: } y_3 = 0.396x_1 - 0.321x_2 + 0.274x_3 + 0.005x_4 - 0.495x_5 + 1.469x_6 + 0.424x_7 + 0.184x_8 + 0.447x_9 - 29.851x_{10} - 57.969$$

理论新探

表 2 判别分析结果

指标名	AAA	AA	A	B	C
X ₁	0.259	0.307	0.396	0.353	0.351
X ₂	-0.353	-0.352	-0.321	-0.389	-0.428
X ₃	0.273	0.252	0.274	0.374	0.376
X ₄	0.018	0.015	0.005	0.033	0.008
X ₅	-0.483	-0.459	-0.495	-0.361	-0.784
X ₆	1.800	1.736	1.469	1.854	2.267
X ₇	0.817	0.641	0.424	0.411	0.190
X ₈	0.263	0.254	0.184	0.222	0.164
X ₉	0.452	0.441	0.447	0.477	0.482
X ₁₀	-0.907	-6.728	-29.851	-31.464	-42.401
X ₀ (常数项)	-67.162	-61.679	-57.969	-74.151	-64.887

$$B:y_4=0.353x_1-0.389x_2+0.374x_3+0.033x_4-0.361x_5+1.854x_6+0.411x_7+0.222x_8+0.4772x_9-31.464x_{10}-74.151$$

$$C:y_5=0.351x_1-0.428x_2+0.376x_3+0.008x_4-0.784x_5+2.267x_6+0.190x_7+0.164x_8+0.482x_9-42.401x_{10}-64.887$$

通过上述判别函数可对待测样本进行信用评级。下面选取三家企业作为范例进行评级,这三家企业的指标值如表 3。

表 3 企业指标值

指标名称	指标代码	A 企业	B 企业	C 企业
流动负债构成比例	X ₁	52.57	43.94	56.51
营运资金率	X ₂	0.56	37.71	1.57
资产负债率	X ₃	64.82	69.51	67.12
工业劳动生产率	X ₄	18.88	14.67	17.72
总资产贡献率	X ₅	8.43	7.04	5.44
总资产报酬率	X ₆	7.27	5.70	3.26
销售利润率	X ₇	17.48	14.45	11.32
工业产品销售率	X ₈	95.62	120.32	94.1
流动比率	X ₉	48.8	160.54	101.59
人均工资增长率	X ₁₀	0.126	0.188	0.145

首先对 A 企业评级,将 A 企业的十组指标分别代入 5 个判别函数,求得函数值: $y_1=34.678$, $y_2=35.797$, $y_3=30.089$, $y_4=27.214$, $y_5=24.903$ 。

$\text{Max} A(y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)=y_2=35.797$, 因此该企业属于 AA 级。

同理 $\text{Max} B(y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)=y_1=72.850$, B 企业属于 AAA 级。

$\text{Max} C(y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)=y_2=50.028$, C 企业属于 AA 级。

2.4 两种方法的结果分析和比较

(1) 预测精度

首先观察聚类分析和判别分析对估计样本的判别精度,如表 4。

表 4 模型对估计样本的判别结果

类别	AAA	AA	A	B	C
样本个数	21	36	20	6	8
聚类分析	18(85.7%)	30(83.3%)	17(85.0%)	5(83.3%)	7(87.5%)
判别分析	18(85.7%)	31(86.1%)	18(90.0%)	6(100%)	7(87.5%)

其次观察聚类分析和判别分析对检验样本的判别精度,如表 5。

表 5 模型对检验样本的判别结果

类别	AAA	AA	A	B	C
样本个数	44	78	46	16	14
聚类分析	37(84.1%)	66(84.6%)	39(84.78%)	12(75%)	11(78.6%)
判别分析	38(86.4%)	67(85.9%)	39(84.78%)	14(87.5%)	12(85.7%)

由表 4、表 5 可知,聚类分析模型对估计样本整体的正判概率为 84.62%,对检验样本整体的正判概率为 83.33%;判

别分析模型对估计样本整体的正判概率为 87.91%,判别分析模型对检验样本整体的正判概率为 85.86%。两种模型的正判概率都在 80%以上,这表明两种判别方法对信用风险评级均具有较强的预测能力。

(2) 方法比较

通过对两种方法的分析应用,我们发现判别分析法在建立模型时需要利用已有的评级指标,这在一定程度上有助于提高预测精度,但却无法对以往的内部评级进行校正;聚类分析法不依赖于以前的评级数据,完全是基于企业的经营状况评估。此外,这两种模型都可以对指标进行合理的筛选。

因此,通过实证分析和检验,多元判别分析模型(MDA)和聚类判别模型对银行等金融机构的内部信用风险评估均具有较强的预测能力。

3 应用前景展望

近年来,在我国经济取得强劲增长的同时,金融改革也呈现出加速的趋势,并取得了一定的成就,然而我们必须关注存在的问题。对我国银行业来说,数据积累不足、质量不高,其中关于违约数据库、转移矩阵等方面的基础建设几乎是空白;内部评级也仅仅处于起步阶段,时间短且不规范。这些都严重制约着信用风险量化管理的进程。

为了强化我国信用风险管理,使之尽快与国际接轨,最紧迫的任务是借鉴国际上比较成熟的模式,建立起符合自身客户特征和业务特点的内部评级体系和基于内部评级的信用风险管理系统。本文介绍的多元判别模型(MDA)和聚类分析模型可对金融机构的信贷决策提供科学的指导建议,并可作为现阶段银行等金融机构建立内部风险评价体系的理论模型。

其次应做好基础工作,先进的风险评估体系都需要坚实的数据支撑,因此我国应全方位采集信息,完善企业信贷征信系统。同时为了确保信息的真实性,应逐步改变由企业自身填报报表信息的现状,尽快明确要求企业提交经有资质中介机构审计的财务报表。

第三应加强国际合作。目前在国际范围内实施巴塞尔新资本协议已是不可逆转的趋势。新协议强调内部评级法(Internal Rating Based Approaches,简称 IRB)在风险管理和资本监管中的重要作用,倡导建立包括客户评级和债项评级的两维评级体系,以增强风险计量的精确性、敏感性和标准性。违约概率 PD(Probability of Default)和违约损失率 LGD(Loss Given Default)分别是客户评级和债项评级的定量基础。虽然我国目前还不具备实施 IRB 法的条件,但认真借鉴巴塞尔新资本协议,积极创造条件接轨 IRB 法,确是从根本上提高我国银行体系的稳健性与信用风险管理水平,增强我国银行业竞争力的必由之路。

参考文献:

- [1]方开泰.实用多元统计分析[M].上海:华东师范大学出版社,1989.
- [2]中国银行业监督管理委员会.巴塞尔新资本协议[M].北京:中国金融出版社,2004.
- [3]唐启义,冯光明.实用统计分析[M].北京:科学出版社,2002.

(责任编辑/李友平)