

多属性决策方法在商业银行信用风险评估中的应用

原毅军, 吕品, 李聪

(大连理工大学 经济学院, 辽宁 大连 116024)

[摘要] 决策理论中的多属性决策方法可以直观比较出多家银行所面临的信用风险大小, 这对我国商业银行的信用风险监测具有重要意义。以我国具有代表性的四家商业银行作为样本, 运用多属性决策方法对商业银行信用风险进行评估, 结果表明, 多属性决策方法具有科学性和可操作性。

[关键词] 商业银行; 信用风险管理; 信用风险评估; 信用风险指标; 多属性决策; TOPSIS 方法

[中图分类号] F830.5 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1672-8750(2012)02-0017-06

一、引言

信用风险是商业银行面临的主要风险, 近年来, 随着经济全球化的日益加深, 商业银行面临的信用风险的类型及成因日趋复杂, 所以, 对商业银行信用风险进行科学评估具有重要意义。目前, 国际上比较流行的信用风险模型有 KMV 模型、麦肯锡的 Credit Portfolio View 模型、Morgan J P 的 Credit Metrics 模型和瑞士信贷银行的 Credit Risk⁺ 模型^[1-4]。综合来看, 这四种模型的共同特点是集计量经济学、统计学等相关学科知识于一身, 从证券组合、贷款组合的角度对信用风险做全方位的度量。

近年来, 相关研究侧重于对上述模型进行改进, 并运用改进后的模型对信用风险进行评估^[5-8]。也有一些学者开展了新的探索, 如 Yang Yingxu 提出了建立在增加的内核方法基础上的适应性评分系统^[9], Lin Shuling 通过三种两阶段混合模型的 ANN 回归分析, 发现两阶段的混合模型要比传统分析法和 ANN 方法有更强的预测力^[10], 李振东、瞿娜娜等人结合 VAR 和数据包络分析, 评价了公司的相对违约水平, 发现这种评价方法所得到的只是一个相对的评价结果, 完整的评级结果需要一些公司作为相对评价的坐标, 相应的指标体系也可以根据需要进行调整^[11]。

对信用风险评估方法的相关研究大多是基于贷款企业的财务状况对商业银行信用风险进行评估。在经济全球化的背景下, 商业银行面临的信用风险逐渐呈现复杂化的变化趋势, 单从贷款企业的财务指标入手评估信用风险已经不能完全涵盖日趋复杂的信用风险。在现有的研究中, 有很多学者对多属性决策进行了细致讨论, 如韩华结合目前多属性决策问题的研究方法, 对大型科研设备招标项目进行了实例研究^[12], 夏勇其基于多属性决策的 TOPSIS 方法, 提出了一种精确数与区间数相混合的多属性决策方

[收稿日期] 2011-10-21

[作者简介] 原毅军(1955—), 男, 山东荣成人, 大连理工大学经济学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为产业经济、管理科学; 吕品(1973—), 女, 辽宁大连人, 大连理工大学经济学院博士生, 主要研究方向为商业银行风险管理; 李聪(1985—), 男, 辽宁沈阳人, 大连理工大学经济学院硕士生, 主要研究方向为产业经济、数量经济方法。

法^[13]。在现有研究基础上,本文试图运用多属性决策方法对我国商业银行信用风险进行分析。

二、商业银行信用风险评估的多属性决策模型

(一) 多属性决策方法在商业银行信用风险评估中的优势

多属性决策(MADM)也称有限方案多目标决策,是指在考虑多个属性的情况下,选择最优备选方案的决策。多属性决策方法的关键在于决策,即在众多方案中决策出最优的方案,并且每个方案都是多个信息的载体。多属性决策方法在评价商业银行信用风险时,与传统的评估方法相比具有一定的优势:首先,多属性决策方法可以充分考虑多个指标,根据指标之间的相互制衡关系选出最优方案;其次,多属性决策方法能够从银行自身的角度,利用多指标分析信用风险,更好地涵盖复杂的信用风险;最后,多属性决策方法更注重各个决策单元的比较,强调在多家商业银行之中进行决策,这一方法可以得到商业银行间的风险排序,有利于银行监管者对不同商业银行的信用风险进行监测。

(二) 构建信用风险评估的多属性决策模型

多属性决策模型一般包括三个元素:一是给定的一组可能方案,在利用多属性决策方法评估商业银行信用风险时,视每一个商业银行为一个可行方案,将各个商业银行记为 A_1, A_2, \dots, A_m ;二是识别每个商业银行的属性,这里是银行用于评估自身信用风险的指标,记为 c_1, c_2, \dots, c_n ;三是确定每个指标的权重,用 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ 表示,这些权重符合归一化条件,即 $\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_n = 1$ 。

本文利用多属性决策的目的是为了找出在商业银行 A_1, A_2, \dots, A_m 中,面临的信用风险最小的商业银行,也就是最优方案 A_{\max} 。多属性决策表如表 1 所示。

表 1 多属性决策表

待评价银行	信用风险指标			
A_1	c_{11}	c_{12}	...	c_{1n}
A_2	c_{21}	c_{22}	...	c_{2n}
...
A_m	c_{m1}	c_{m2}	...	c_{mn}

由于不同信用风险指标之间存在矛盾与制衡关系,因而商业银行信用风险评估的多属性决策模型不存在通常意义的最优解。这里有必要解释几个有关多属性决策解的概念。

如果一个解所提供的结果在所有的属性水平上都是该属性可能具有的最好的结果,那么这个解被称为理想解。其表达式为:

$$A^+ = (c_1^+, c_2^+, \dots, c_j^+, \dots, c_n^+)$$

式中, $c_j^+ = \max_i U_j(c_{ij}), i = 1, 2, \dots, m$, 这里的 $U_j(\cdot)$ 表示第 j 个属性的指标值或效用函数值。

负理想解与理想解相反,负理想解的结果都是由最坏的属性指标构成,其表达式为:

$$A^- = (c_2^-, c_2^-, \dots, c_j^-, \dots, c_n^-)$$

式中 $c_j^- = \min_i U_j(c_{ij}), i = 1, 2, \dots, m$ 。

折中解是距离理想解最近或距离负理想解最远的可行解。一般以理想解算出的折中解与以负理想解算出的折中解是不同的,决策者可以二选一或者将两者结合在一起。

应用多属性决策方法评估商业银行信用风险包括以下三个步骤。

第一步,指标标准化。不同属性指标的数值单位通常是不同的,如果不对属性指标的数值作标准化处理,指标就没有可比性。本文利用矢量归一法进行指标标准化,使得所有属性都具有相同的矢量单元,计算公式为:

$$c'_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m c_{ij}^2}}$$

第二步,权重分配。本文采用的权重分配方法是熵法,计算公式为:

$$S(P_1, P_2, \dots, P_n) = -k \sum_{j=1}^n p_j \cdot \ln(p_j)$$

式中 k 是一个正的常数, p_i 是一个离散的概率分布。

因为商业银行的信用风险指标包含了面临风险的信息,所以商业银行本身是一种信息的载体,那么熵可以作为评价属性相对重要程度的一个参数。对于不同决策,如果它们在某一属性上的差异不大,就可以认为这一属性对决策的选择影响不大,赋予这一属性指标一个较小的权重。作为一种极端情况,如果所有决策的某一属性完全相同,就可以认为这一属性根本不对决策选择造成影响,可以剔除,即赋予 0 权重。相反,如果不同决策在某一属性上的差异很大,则认为这一属性提供了很大的信息量,对决策的选择影响很大,于是赋予该属性指标较大的权重。

在含有 m 个方案和 n 个属性的决策矩阵中,属性 j 的几何射影 p_{ij} 可被定义为:

$$p_{ij} = c_{ij} / \sum_{i=1}^m c_{ij}, \forall i, \forall j$$

这些属性的熵 E_j 为:

$$E_j = -k \sum_{i=1}^m p_{ij} \cdot \ln(p_{ij}), \forall j$$

式中,为保证 $0 \leq E_j \leq 1$,令 $k = 1/\ln(m)$ 。由于权重 ω_j 与熵 E_j 的关系是相反的,所以我们可以用 $1 - E_j$ 代替 E_j ,并且为了保证权重的归一化条件,即 $\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_n = 1$,其中, $0 \leq \omega_j \leq 1$ 。合理的权重 ω_j 应为:

$$\omega_j = \frac{(1 - E_j)}{\sum_{j=1}^n (1 - E_j)}, \forall j$$

第三步, TOPSIS 决策排序方法。由上文可知,一个好的决策应该更加靠近理想解,远离负理想解。但是,在有些情况下,距离理想解最近的决策方案未必距离负理想解最远,所以,以理想解或负理想解作为参照基准在不同情形下对各种方案的分辨能力是有所不同的,所以参照基准的选择应该由决策者根据具体情况来定。本文利用 TOPSIS 方法来为决策排序,这种方法同时考虑了理想解和负理想解,并且采用欧几里得距离来度量任意决策 A_i 与理想解 A^+ 和负理想解 A^- 之间的距离,分别记为 d^+ 和 d^- ,其表达式为:

$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2}, i = 1, 2, \dots, m$$

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2}, i = 1, 2, \dots, m$$

式中 $v_{ij} = \omega_j c_{ij}'$, $v_j^+ = \max_i \{c_{ij}\}$, $v_j^- = \min_i \{c_{ij}\}$ 。

将两个距离结合在一起计算决策效用 $U(A_i)$, 公式为:

$$U(A_i) = d_i^- / (d_i^+ + d_i^-), i = 1, 2, \dots, m$$

显然, $U(A_i)$ 越大, 决策 A_i 越好, 也就是说, 商业银行 A_i 面临的信用风险越小。

三、商业银行信用风险指标的选取

与传统方法不同,多属性决策方法利用的是商业银行自身监测信用风险的风险指标,而不是贷款企业的财务指标,所以在选取指标时,要从商业银行自身的角度出发,选取能够反映信用风险的指标。

根据我国银监会对商业银行信用风险管理标准,商业银行自身的风险指标可分为先行指标和脆弱性指标。先行指标反映了商业银行的中长期风险状况,用于中长期的预警;脆弱性指标反映了商

业银行短期风险状况,用于进行短期预警。

本文从先行指标中选取当年新形成不良贷款率(c_1)、正常贷款迁徙率(c_2)、关注类贷款占正常贷款比例(c_3)、住房按揭贷款占比(c_4)4个指标,从脆弱性指标中选取不良贷款率(c_5)、贷款损失准备充足率(c_6)、净资产收益率(c_7)3个指标。这两大类7个指标,操作性强,基本能够较全面地涵盖商业银行面临的信用风险。

当年新形成不良贷款率是负向指标,反映新形成的不良贷款情况。当年新形成的不良贷款指上年末分类为正常和关注而在本期转入不良类的贷款,或本期新发放的贷款在本期转入不良类的贷款。其计算公式为:

$$\text{当年新形成不良贷款率} = \frac{\text{当年新形成不良贷款}}{\text{年度贷款平均余额}}$$

正常贷款迁徙率是负向指标,正常贷款向下迁徙程度的高低,表明未来银行贷款可能发生的损失率和今后信用风险的运行趋势。其计算公式为:

$$\text{正常贷款迁徙率} = \frac{\text{报告期内正常贷款向下迁徙金额}}{\text{期初正常贷款余额} - \text{报告内正常贷款期间减少额}}$$

关注类贷款占正常贷款比例是负向指标。关注类贷款的核心特征是尽管借款人还能正常还款付息,但这类贷款“存在潜在缺陷”。其计算公式为:

$$\text{关注类贷款占正常贷款比例} = \frac{\text{关注类贷款余额}}{\text{正常类贷款余额} + \text{关注类贷款余额}}$$

住房按揭贷款占比是负向指标,如果住房贷款占比过高,就可能使银行过多地暴露在房地产市场风险下。其计算公式为:

$$\text{住房按揭贷款占比} = \frac{\text{住房按揭贷款余额}}{\text{各项贷款余额}}$$

不良贷款率是负向指标,金融机构不良贷款率是评价金融机构信贷资产安全状况的重要指标之一,不良贷款率高说明金融机构收回贷款的风险大,不良贷款率低说明金融机构收回贷款的风险小。其计算公式为:

$$\text{不良贷款率} = \frac{(\text{次级类贷款} + \text{可疑类贷款} + \text{损失类贷款})}{\text{各项贷款}} \times 100\%$$

贷款损失准备充足率为负向指标,为信用风险资产实际计提准备与应提准备之比,不应低于100%。其计算公式为:

$$\text{贷款损失准备充足率} = \frac{\text{信用风险资产实际计提准备}}{\text{信用风险资产应提准备}} \times 100\%$$

净资产收益率是正向指标,用以衡量银行运用自有资本的效率。该指标值越高,说明投资带来的收益越高。其计算公式为:

$$\text{净资产收益率} = \frac{\text{税后利润}}{\text{净资产}} \times 100\%。$$

四、实证分析

本文将利用多属性决策方法对我国某四家商业银行进行信用风险的评估比较。按照多属性决策的基本理论与方法,本文选取多属性决策的三个要素,即决策方案、商业银行风险指标、指标权重。本文选取了我国成立较早、发展比较成熟的4家大型商业银行作为评估对象,分别记为银行A、银行B、银行C、银行D。根据指标选取的全面性、针对性和可操作性原则,本文选取了7个风险指标,即当年新形成不良贷款率(c_1)、正常贷款迁徙率(c_2)、关注类贷款占正常贷款比例(c_3)、住房按揭贷款占比

(c_4)、不良贷款率(c_5)、贷款损失准备充足率(c_6)、净资产收益率(c_7)。将这 7 个属性指标的权重分别记为 $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5, \omega_6, \omega_7$ 。数据来源于 2010 大连市银行监督委员会统计数据,利用数学工具 matlab6.0 对数据进行处理。

(一) 指标标准化

利用公式 $c'_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m c_{ij}^2}}$ 对商业银行信用风险指标做归一化处理,本文得到一组经过归一化的可

以赋予权重进行横向比较的新指标,见表 2。

表 2 归一化处理后的指标

银行	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7
银行 A	0.447656	0.157105	0.434876	0.493761	0.47292	0.768968	0.257094
银行 B	0.873652	0.970121	0.759754	0.355082	0.714693	0.519081	0.67579
银行 C	0.115524	0.039276	0.221275	0.50849	0.146127	0.263595	0.444406
银行 D	0.151626	0.18067	0.42976	0.609553	0.494174	0.264123	0.528879

(二) 权重分配

根据熵法,本文将归一化处理得到的数据代入公式计算得出熵,得出这 7 个属性指标的权重如表 3 所示。

(三) 决策排序

表 3 各属性指标的权重表

本文运用 TOPSIS 方法 对决策单元进行排序。用第	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	
一步指标标准化的结果乘以相应的权重,得出理想解 A^+ 与负理想解 A^- 。	权重	0.2406	0.443583	0.072986	0.014743	0.095779	0.087467	0.04484

一步指标标准化的结果乘以相应的权重,得出理想解 A^+ 与负理想解 A^- 。

$$A^+ = (0.027795, 0.017422, 0.01615, 0.005235, 0.013996, 0.067259, 0.030302)$$

$$A^- = (0.210201, 0.430329, 0.055451, 0.008987, 0.068453, 0.023056, 0.011528)$$

然后,利用欧几里得距离公式,求出银行 A、B、C、D 与理想解和负理想解的距离,如表 4 所示。

最后,根据公式 $U(A_i) = d_i^- / (d_i^+)$ 计算

表 4 各个银行与理想解和负理想解距离

银行名称	与理想解的距离 d^+	与负理想解的距离 d^-
银行 A	0.103426	0.378975
银行 B	0.456893	0.029427
银行 C	0.045461	0.45645
银行 D	0.085787	0.392408

算得出 4 个银行的决策效用值分别为 0.785601、0.060509、0.909424、0.820603。这些决策效用值的意义在于某家商业银行的决策效用与 1 的距离越近,距离风险就越远,相反,距离 0 越近,其面临的信用风险就越大,所以,用 1 减去这些决策值得到这四家商业银行所面临的风险值分别为 0.214399、0.939491、0.090576、0.179397。

综上所述可以看出,A、B、C、D 四个银行所面临的信用风险由小到大顺序为 C、D、A、B。其中,银行 C 的面临的信用风险最小,银行 B 面临的信用风险最大,而且 B 与其他三家银行相比,信用风险值相差很大。进一步分析可以看出,银行 B 的不良贷款率、正常贷款迁徙率、关注类贷款占正常贷款比例以及不良贷款率都是 4 家银行中最高的。这个结果可以为银行监管者提供一个决策依据,在保证 B 银行的净资产收益率不变的基础之上,可以从不良贷款率、正常贷款迁徙率、关注类贷款占正常贷款比例以及不良贷款率这 4 个指标入手,改变 B 行的贷款现状,降低 B 行面临的信用风险。4 家银行的风险排序如图 1 所示。

本文利用多属性决策方法,从商业银行自身的信用风险指标入手,对 4 家商业银行面临的信用风险进行了评估,结果表明,多属性决策方法具有科学性和可操作性。

多属性决策方法可以直观比较出多家银行所面临的信用风险大小,这对我国商业银行的信用风

险监测具有重要意义。多属性决策方法具有广泛的适用性,只要保证数据的可获得性,就可以将更多的商业银行作为决策单元,进行信用风险排序分析。目前,随着我国银行监管制度的不断完善,必然会有越来越多的信用风险指标被监管部门提出,而多属性决策方法的好处就是可以将所有相关指标纳入模型之中,对若干个决策方案进行综合评价,所以在今后银行风险评估中,该方法将得到更多的应用。

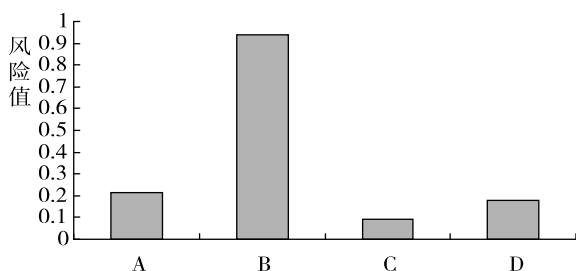


图 1 4 家银行信用风险对比图

参考文献:

- [1] Crosbie P. Modeling default risk[M]. San Francisco: KMV Corporation, 2003.
- [2] McKinsey Company. Credit portfolio view, approach documentation and user's documentation[M]. Switzerland: McKinsey and Company Zurich, 1998:126 - 145.
- [3] Morgan J P. Risk metrics-technical document[M]. New York: J. P. Morgan Inc. , 1997:32 - 56.
- [4] Credit Suisses First Boston. Credit risk⁺: a credit risk management framework[R]. Credit Suisses First Boston, 1997:12 - 28.
- [5] Crouhy M, Galai D, Mark R. A comparative analysis of current credit risk models[J]. Journal of Banking & Finance, 2000, 24:59 - 117.
- [6] Majumder D. Inefficient markets and credit risk modeling: why Merton's model failed[J]. Journal of Policy Modeling, 2006, 28:307 - 318.
- [7] 刘铮铮, 李家军. Credit Metrics 模型下信用风险模型改进探讨[J]. 金融问题研究, 2006(11):96 - 98.
- [8] 张维. 风险度量的主要模型及其评述[J]. 南京审计学院学报, 2008(3):13 - 16.
- [9] Yang Yingxu. Adaptive credit scoring with kernel learning methods[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 183:1521 - 1536.
- [10] Lin Shuling. A new two-stage hybrid approach of credit risk in banking industry[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36:8333 - 8341.
- [11] 李振东, 瞿娜娜, 田松. 建立在 DEA 上的信用风险评估[J]. 技术与市场, 2008(11):28 - 29.
- [12] 韩华, 张子刚. 基于区间数的科研设备招标的多属性决策模型[J]. 科技进步与对策, 2006(8):19 - 21.
- [13] 夏勇其, 吴祈宗. 一种混合型多属性决策问题的 TOPSIS 方法[J]. 系统工程学报, 2004(6):630 - 634.

[责任编辑:杨凤春]

Evaluation on Credit Risk of Commercial Banks: Based on Multi-attribute Decision Making of TOPSIS

YUAN Yi-jun, LÜ Pin, LI Cong

Abstract: Multi-attribute Decision Making in the decision-making theory can compare the credit risks faced by many banks, which is of great significance to credit risk monitoring of our country's commercial bank. Taking our four representative commercial banks as sample, the paper uses classical Multi-attribute Decision Making to assess credit risk. The results show that Multi-attribute Decision Making is both scientific and applicable.

Key Words: commercial banks; credit risk management; credit risk evaluation; credit risk indicator; Multi-attribute Decision Making; TOPSIS