

基于云模型的证券公司竞争力评价方法

邵一磊¹, 尤建新¹, 徐涛¹, 钟之阳²

(1. 同济大学 经济与管理学院, 上海 200092; 2. 同济大学 高等教育研究所, 上海 200092)

摘要: 旨在构建证券公司评价体系, 分析我国上市证券公司的综合竞争力, 为证券公司评级提供参考。提出了以云模型和灰色关联分析-逼近理想解(GRA-TOPSIS)方法为基础的证券公司综合竞争力评价模型。其中, 云模型可以较好反映出决策者评价信息的模糊性和随机性, GRA-TOPSIS方法综合了灰色关联分析(GRA)和逼近理想解(TOPSIS)方法的优点, 有利于确定证券公司评价指标的权重和证券公司综合竞争力的排序。以中国上市的30家证券公司作为实际案例, 验证了模型的有效性, 并提出了相应的建议。

关键词: 证券公司; 综合竞争力; 云模型; 灰色关联分析-逼近理想解

中图分类号: F27

文献标志码: A

An Approach for Evaluating Securities Companies Based on Cloud Model

SHAO Yilei¹, YOU Jianxin¹, XU Tao¹, ZHONG Zhiyang²

(1. School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Institute of Higher Education, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: This paper aims to construct the evaluation framework of securities companies, analyze the comprehensive competitiveness of listed securities companies in China, and provide reference for the ratings of securities companies. Therefore, a comprehensive competitiveness evaluation model for securities companies is proposed based on cloud model and grey relation analysis-technique for order preference by similarity to an ideal solution (GRA-TOPSIS) method. Besides, the cloud model is used to reflect the fuzziness and randomness of decision-makers' evaluation information. The GRA-TOPSIS method is conducive to determining the weights of evaluation criteria of securities companies and the ranking of the candidate securities companies by combining the advantages of GRA and TOPSIS. Moreover, 30 securities companies listed in

China are utilized to verify the validity of the model. Furthermore, some suggestions are proposed for securities companies to improve their competence.

Key words: securities companies; comprehensive competitiveness; cloud model; grey relation analysis-technique for order preference by similarity to an ideal solution (GRA-TOPSIS)

随着我国经济快速发展, 改革开放带来社会财富的积累, 市场对投资理财需求日益强烈。同时, 作为资本市场的重要组成部分, 证券公司在推动企业发展、优化产业结构、促进资金融通等方面发挥着重要作用。经过20多年发展, 我国证券公司经历了从无到有, 从杂乱到有序的发展过程。但是, 相比国外证券公司, 我国证券公司仍存在市场运行机制不合理、制度建设不完善的问题。因此, 评价我国证券公司的综合竞争力, 对证券公司评级有一定参考价值, 也对促进证券行业的健康发展有着重大意义。

现有对证券公司竞争力的评价或评级主要由监管机构或第三方评级公司发布, 也有部分学者采用统计学、管理学方法进行研究。例如, 黄虹等^[1]分别利用有熵权灰色关联分析和无熵权灰色关联分析对上市证券公司的竞争力进行评价分析, 将两者得到的结果进行比较讨论。刘强^[2]以15家上市证券公司为研究对象, 利用主成分分析方法, 提取出影响证券公司竞争力的重要财务指标。现有研究为证券公司竞争力评价做出了重要贡献, 但仍然存在以下不足: 首先, 基于财务数据的评价体系难以全面反映出证券公司的绩效表现; 其次, 多元统计方法对样本量的大小有颇高要求, 这些都会影响证券公司竞争力的评价结果。

为了弥补现有研究不足, 本文将证券公司竞争力

收稿日期: 2020-04-02

基金项目: 国家自然科学基金(71671125)

第一作者: 邵一磊(1982—), 男, 博士生, 主要研究方向为管理科学与工程。E-mail: 2014shaoyl@tongji.edu.cn

通信作者: 钟之阳(1982—), 女, 讲师, 管理学博士, 主要研究方向为科技创新政策。E-mail: zhongzy@tongji.edu.cn



论文
拓展
介绍

看作一个多准则决策(MCDM)问题。MCDM是在比较不同方案时,通过设定一些相应的准则,比较不同方案在多个准则的表现。灰色关联分析-逼近理想解(GRA-TOPSIS)方法是一种有效的MCDM方法,通过结合HWANG等^[3]提出的逼近理想解(TOPSIS)方法和DENG^[4]提出的灰色关联分析(GRA)方法,可以从方案数据曲线态势变化和位置关系两个方面反映方案的优劣顺序,使得结果更加准确清晰。

本文旨在研究上市证券公司的竞争力情况,为其提升综合竞争力提供相应建议。因此,本文通过构建一个新的MCDM的模型来对上市证券公司进行评价和排序。在该模型中,首先采用云模型对证券公司进行竞争力评价,以实现从定性到定量的转化;采用GRA-TOPSIS方法确定指标权重和对上市证券公司的综合竞争力进行排序。

1 理论基础

定义1 云模型是由LI等^[5]提出的一种将定性概念的语言描述转化为定量的转换模型。假设一个论域 $U = \{X\}$, A 为与 U 相关的定性概念, U 中的元素 X 对 T 的定性概念的隶属度 $\mu_{A(x)} \in [0, 1]$ 为一个具有稳定倾向的随机数,则隶属度 x 在论域 U 上的分布称之为云,而每一个随机数都称之为云滴。

云的数字特征由3个参数表示,分别是期望 Ex , 熵 En 和超熵 He 。 Ex 为云滴的期望值,表示论域的中心值,熵 En 衡量定性概念的模糊性和随机性,超熵 He 衡量熵的模糊性和随机性。因而,云可以表示为 $y = (Ex, En, He)^{[6]}$ 。

定义2 假设给定论域 U 中的任意两朵云 $y_1 = (Ex_1, En_1, He_1)$ 和 $y_2 = (Ex_2, En_2, He_2)$, 两者之间的代数运算定义如下:

$$\begin{aligned}
 &1) y_1 + y_2 = (Ex_1 + Ex_2, \sqrt{En_1^2 + En_2^2}, \sqrt{He_1^2 + He_2^2}); \\
 &2) y_1 y_2 = \left(Ex_1 Ex_2, |Ex_1 Ex_2| \sqrt{\left(\frac{En_1}{Ex_1}\right)^2 + \left(\frac{En_2}{Ex_2}\right)^2}, \right. \\
 &\quad \left. |Ex_1 Ex_2| \sqrt{\left(\frac{He_1}{Ex_1}\right)^2 + \left(\frac{He_2}{Ex_2}\right)^2} \right); \\
 &3) \lambda y_1 = (\lambda Ex_1, \sqrt{\lambda} En_1, \sqrt{\lambda} He_1), \lambda > 0; \\
 &4) y_1^\lambda = \left(Ex_1^\lambda, \sqrt{\lambda} (Ex_1)^{\lambda-1} En_1, \sqrt{\lambda} (Ex_1)^{\lambda-1} He_1 \right), \\
 &\quad \lambda > 0.
 \end{aligned}$$

定义3 假设在论域 U 中任意两朵云 $y_1 = (Ex_1, En_1, He_1)$ 和 $y_2 = (Ex_2, En_2, He_2)$, 则这两朵云之间的距离为^[7]

$$d(y_1, y_2) = \sqrt{(Ex_1 - Ex_2)^2 + (En_1 - En_2)^2 + (He_1 - He_2)^2} \tag{1}$$

定义4 假设在论域 U 中有 n 朵云 $y_i = (Ex_i, En_i, He_i) (i = 1, 2, \dots, n)$, $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 为对应的权重,满足条件 $w_i \in [0, 1]$ 和 $\sum_{i=1}^n w_i = 1$, 则平均有序加权云算子(COWA)为

$$\begin{aligned}
 COWA(y_1, y_2, \dots, y_n) = &\sum_{i=1}^n w_i (Ex_{\sigma(i)}, En_{\sigma(i)}, He_{\sigma(i)}) = \\
 &\left(\sum_{i=1}^n w_i Ex_{\sigma(i)}, \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i En_{\sigma(i)}^2}, \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i He_{\sigma(i)}^2} \right) \tag{2}
 \end{aligned}$$

定义5 假设 $[X_{min}, X_{max}]$ 为有效域, $S = \{s_{-g}, \dots, s_0, \dots, s_g, g \in N\}$ 为一个有序离散的术语集,其中 N 表示非负整数, s_i 表示术语集中的语言变量,则可以对产生 $2g+1$ 个云,列为 $y_{-g} = (Ex_{-g}, En_{-g}, He_{-g}), \dots, y_0 = (Ex_0, En_0, He_0), \dots, y_g = (Ex_g, En_g, He_g)$ 。

定义6 给定语言集 $S = \{s_{-g}, \dots, s_0, \dots, s_g, g \in N\}$, 假设从 S_i 到 θ_i 的转化函数定义如下^[8]:

$$\theta_i = \begin{cases} \frac{a^g - a^{-i}}{2a^g - 2}, & -g \leq i \leq 0 \\ \frac{a^g + a^i - 2}{2a^g - 2}, & 0 \leq i \leq g \end{cases} \tag{3}$$

其中, a 的区间在 $[1.36, 1.40]$ ^[8]。

2 模型建立

本节主要目的为基于云模型和GRA-TOPSIS建立一个证券公司综合竞争力评价模型,其中语言评价转化为云模型以更好地反映评价信息的模糊性和随机性,GRA-TOPSIS用于计算证券公司评价指标的权重和对证券公司竞争进行排序。具体步骤如下:

第1步,将专家语言评价矩阵转化为云模型评价矩阵 $Y_k = [y_{jk}]_{m \times n}$ 。

根据语言术语和云模型转化的方法,将专家对

证券公司的语言评价 $P = [p_{ijk}]_{m \times n}$ 转化为云模型评价 $Y_k = [y_{ijk}]_{m \times n}$, 式中 $y_{ijk} = (\text{Ex}_{ijk}, \text{En}_{ijk}, \text{He}_{ijk})$ 。

第 2 步, 聚合云模型评价矩阵 $Y = [y_{ij}]_{m \times n}$ 。

通常情况下, 在绩效评价中可能存在“错误的”和“偏见的”评价, 利用有序加权平均云算子方法聚合所有专家的云模型评价矩阵可以缓解上述可能存在的问题。

$$y_{ij} = \text{COWA}(y_{ij1}, y_{ij2}, \dots, y_{ijl}) = \sum_{k=1}^l \lambda_k y_{ij\sigma(k)} = \left(\sum_{k=1}^l \lambda_k \text{Ex}_{ij\sigma(k)}, \sqrt{\sum_{k=1}^l \lambda_k (\text{En}_{ij\sigma(k)})^2}, \sqrt{\sum_{k=1}^l \lambda_k (\text{He}_{ij\sigma(k)})^2} \right) \quad (4)$$

式中: λ_k 表示第 k 个决策者的权重, 满足条件 $\lambda_k \in [0, 1]$ 和 $\sum_{k=1}^l \lambda_k = 1$; $y_{ij\sigma(k)} = (\text{Ex}_{ij\sigma(k)}, \text{En}_{ij\sigma(k)}, \text{He}_{ij\sigma(k)})$ 表示在元素集合 $y_{ijk} = (\text{Ex}_{ijk}, \text{En}_{ijk}, \text{He}_{ijk}) (k=1, 2, \dots, l)$ 中第 k 大的元素。

第 3 步, 确定正理想解 (PIS) 和负理想解 (NIS)。

在云模型环境下, 确定证券公司竞争力评价中每个指标的 PIS 和 NIS, 如下所示:

$$y_j^+ = \begin{cases} \max_i y_{ij}, & \text{效益型指标} \\ \min_i y_{ij}, & \text{成本型指标} \end{cases} \quad (5)$$

$$y_j^- = \begin{cases} \min_i y_{ij}, & \text{效益型指标} \\ \max_i y_{ij}, & \text{成本型指标} \end{cases}$$

第 4 步, 计算每个证券公司到 PIS 和 NIS 的灰色关联系数矩阵。

将 PIS 和 NIS 作为参考序列, 证券公司的评价信息作为比较序列, 利用以下两个公式分别计算每个证券公司到 PIS 和 NIS 的灰色关联系数:

$$r(y_{ij}, y_j^+) = \frac{\min_i \min_j d(y_{ij}, y_j^+) + \zeta \max_i \max_j d(y_{ij}, y_j^+)}{d(y_{ij}, y_j^+) + \zeta \max_i \max_j d(y_{ij}, y_j^+)} \quad (6)$$

$i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$

$$r(y_{ij}, y_j^-) = \frac{\min_i \min_j d(y_{ij}, y_j^-) + \zeta \max_i \max_j d(y_{ij}, y_j^-)}{d(y_{ij}, y_j^-) + \zeta \max_i \max_j d(y_{ij}, y_j^-)} \quad (7)$$

$i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$

式中: $d(y_{ij}, y_j^+)$ 和 $d(y_{ij}, y_j^-)$ 分别表示 y_{ij} 到 y_j^+, y_j^- 的距离; ζ 为分辨系数, 通常情况 $\zeta = 0.5$ 。

第 5 步, 计算证券公司的贴近度。

根据灰色关联系数矩阵, 通过以下公式可以得到每家证券公司的灰色关联度:

$$r_i^+ = r(y_i, y^+) = \sum_{j=1}^n \omega_j r_{ij}^+, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

$$r_i^- = r(y_i, y^-) = \sum_{j=1}^n \omega_j r_{ij}^-, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

贴近度公式如下:

$$v_i = \frac{r_i^+}{r_i^+ + r_i^-} = \frac{\sum_{j=1}^n \omega_j r_{ij}^+}{\sum_{j=1}^n \omega_j r_{ij}^+ + \sum_{j=1}^n \omega_j r_{ij}^-} = \sum_{j=1}^n \omega_j \frac{r_{ij}^+}{r_{ij}^+ + r_{ij}^-}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

第 6 步, 基于 GRA-TOPSIS 建立多目标优化模型。

v_i 越大, 证券公司 A_i 绩效水平越优。因此, 当绩效评价指标的权重完全未知时, 求解以下线性规划来获得评价指标的最优权重:

$$\begin{aligned} \max v_{(w)} &= \max(v_1, v_2, \dots, v_m) \\ \text{s.t.} \quad &\sum_{j=1}^n \omega_j = 1 \\ &\omega_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

如果决策者给出部分有关评价指标的权重信息, 在约束环境中添加相应的条件, 以此来求解评价指标的权重。假设决策者给出的指标权重信息包括以下几种形式: ①微弱大于, $T_1 = \{\omega_i \geq \omega_j\}$; ②严格大于, $T_2 = \{\omega_i - \omega_j \geq \varphi_j\} (\varphi_j > 0)$; ③差异大于, $T_3 = \{\omega_i - \omega_j \geq \omega_m - \omega_n\} (j \neq m \neq n)$; ④乘法结构, $T_4 = \{\omega_i \geq \varphi_j \omega_j\} (0 < \varphi_j < 1)$; ⑤区间结构, $T_5 = \{\varphi_i \leq \omega_i \leq \varphi_i + \epsilon_i\} (0 < \varphi_i < \varphi_i + \epsilon_i)$ 。为方便起见, 将这些形式集中在一起, 即 $T = T_1 \cup T_2 \cup T_3 \cup T_4 \cup T_5$ 。则可以建立以下多目标优化模型:

$$\begin{aligned} \max v_{(w)} &= \max(v_1, v_2, \dots, v_m) \\ \text{s.t.} \quad &w \in T \\ &\sum_{j=1}^n \omega_j = 1 \\ &\omega_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (11)$$

第 7 步, 计算评价指标的最优权重。

本文采用最大-最小算子将上述一个多目标规

划模型转变为单一目标的优化模型,并通过求解该模型来获得证券公司评价指标的最优权重 $w^* = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*)$,即

$$\begin{aligned} & \max \eta \\ & \text{s.t. } v_i \geq \eta, \quad i = 1, 2, \dots, m \\ & \quad w \in T \\ & \quad \sum_{j=1}^n w_j = 1 \\ & \quad w_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (12)$$

第8步,获得证券公司综合竞争力排序。

根据上一步获得的最优指标权重,回到第5步计算证券公司的贴近度 v_i 。贴近度 v_i 越高,证券公司的绩效水平越高,因而可以根据 v_i 的大小对证券公司的综合竞争力水平进行排序。

3 案例分析

3.1 模型应用

在该阶段,选取的是上市超过3年的证券公司,超过3年表示证券公司在规模、盈利能力方面达到一定水平,同时上市公司数据公开透明,最后确定了30家证券公司,如表1所示。

通过文献研究^[9-10]和专家调查,确定了5个评价指标,分别是运营规模、盈利能力、运营效率、负债偿还能力、风险管理能力。运营规模主要从企业的总

表 1 候选证券公司名称

Tab.1 The candidate securities companies

序号	证券公司名称	序号	证券公司名称
1	财通证券	16	华安证券
2	东北证券	17	华林证券
3	东方证券	18	华泰证券
4	东吴证券	19	华西证券
5	东兴证券	20	山西证券
6	方正证券	21	申万宏源
7	光大证券	22	天风证券
8	广发证券	23	兴业证券
9	国海证券	24	长城证券
10	国金证券	25	招商证券
11	国泰君安	26	浙商证券
12	国信证券	27	中国银河
13	国元证券	28	中信建投
14	海通证券	29	中信证券
15	红塔证券	30	中原证券

资产、营业收入等角度来衡量,盈利能力是指企业的营业利润率,运营效率是单位劳动投入的产出水平,负债偿还能力是指企业到期偿还债务能力,风险管理能力反映的是以净资本为核心的证券公司的风控水平。同时,邀请5位专家对30家上市证券公司的5个指标进行语言评价,语言术语集为: $S = \{s_0 = \text{很差}, s_1 = \text{差}, s_2 = \text{较差}, s_3 = \text{一般}, s_4 = \text{较好}, s_5 = \text{好}, s_6 = \text{很好}\}$ 。本文的评价信息是集团数据的合并口径,即母公司和一级控股公司及重要参股公司。专家语言评价结果如表2所示。

表 2 专家语言评价结果

Tab. 2 Linguistic evaluations of five decision makers

证券公司名称	运营规模	盈利能力	运营效率	负债偿还能力	风险管理能力
财通证券	s_2, s_2, s_2, s_2, s_2	s_3, s_3, s_3, s_2, s_2	s_4, s_3, s_4, s_4, s_4	s_2, s_3, s_3, s_2, s_3	s_2, s_1, s_2, s_2, s_1
东北证券	s_2, s_2, s_2, s_3, s_2	s_1, s_2, s_1, s_1, s_2	s_2, s_2, s_1, s_2, s_2	s_1, s_3, s_2, s_1, s_2	s_2, s_1, s_1, s_2, s_1
东方证券	s_4, s_5, s_4, s_4, s_5	s_3, s_2, s_3, s_2, s_2	s_4, s_3, s_4, s_3, s_4	s_2, s_3, s_2, s_2, s_2	s_4, s_5, s_4, s_4, s_5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
中信建投	s_4, s_4, s_4, s_4, s_3	s_3, s_3, s_3, s_4, s_3	s_4, s_4, s_4, s_4, s_5	s_2, s_3, s_3, s_4, s_2	s_5, s_5, s_4, s_4, s_5
中信证券	s_6, s_6, s_6, s_5, s_6	s_3, s_4, s_3, s_3, s_4	s_6, s_5, s_6, s_5, s_6	s_5, s_4, s_4, s_5, s_5	s_6, s_6, s_6, s_5, s_6
中原证券	s_1, s_1, s_1, s_2, s_1	s_1, s_2, s_2, s_1, s_1	s_1, s_0, s_1, s_1, s_0	s_3, s_2, s_1, s_1, s_2	s_1, s_0, s_1, s_1, s_1

模型运用过程如下:

第1步,根据定义6,可以将7个语言标度转化成7朵云。假设 $U = [0, 10]$,则7朵云分别是:

$$\begin{aligned} y_0 &= (0, 2.959, 0.125) \\ y_1 &= (2.25, 2.655, 0.266) \\ y_2 &= (3.85, 2.100, 0.411) \\ y_3 &= (5.00, 1.922, 0.477) \\ y_4 &= (6.15, 2.100, 0.411) \end{aligned}$$

$$y_5 = (7.75, 2.655, 0.266)$$

$$y_6 = (10.00, 2.959, 0.125)$$

根据上述7朵云的数字特征,专家的语言评价可以转化为云模型。其中,第1位专家的云模型评价结果如表3所示。

第2步,利用有序加权平均云算子,将5位专家的云模型评价聚合成集体云模型评价,得到的结果如表4所示。

表 3 第 1 位专家的云模型评价

Tab. 3 Cloud model evaluation of the first decision maker

证券公司名称	运营规模	盈利能力	运营效率	负债偿还能力	风险管理能力
财通证券	(3.85, 2.100, 0.411)	(5.00, 1.922, 0.477)	(6.15, 2.100, 0.411)	(3.85, 2.100, 0.411)	(3.85, 2.100, 0.411)
东北证券	(3.85, 2.100, 0.411)	(2.25, 2.655, 0.266)	(3.85, 2.100, 0.411)	(2.25, 2.655, 0.266)	(3.85, 2.100, 0.411)
东方证券	(6.15, 2.100, 0.411)	(5.00, 1.922, 0.477)	(6.15, 2.100, 0.411)	(3.85, 2.100, 0.411)	(6.15, 2.100, 0.411)
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
中信建投	(6.15, 2.100, 0.411)	(5.00, 1.922, 0.477)	(6.15, 2.100, 0.411)	(3.85, 2.100, 0.411)	(7.75, 2.655, 0.266)
中信证券	(10.00, 2.959, 0.125)	(5.00, 1.922, 0.477)	(10.00, 2.959, 0.125)	(7.75, 2.655, 0.266)	(10.00, 2.959, 0.125)
中原证券	(2.25, 2.655, 0.266)	(2.25, 2.655, 0.266)	(2.25, 2.655, 0.266)	(5.00, 1.922, 0.477)	(2.25, 2.655, 0.266)

表 4 专家聚合评价矩阵

Tab. 4 Aggregated evaluations of decision makers

证券公司名称	运营规模	盈利能力	运营效率	负债偿还能力	风险管理能力
财通证券	(3.850, 2.100, 0.411)	(4.711, 1.968, 0.461)	(6.072, 2.088, 0.416)	(4.711, 1.968, 0.461)	(3.448, 2.252, 0.379)
东北证券	(3.928, 2.088, 0.415)	(2.652, 2.527, 0.309)	(3.741, 2.142, 0.403)	(3.523, 2.241, 0.385)	(2.652, 2.527, 0.309)
东方证券	(6.552, 2.252, 0.379)	(4.138, 2.056, 0.428)	(5.861, 2.056, 0.428)	(3.928, 2.088, 0.415)	(6.552, 2.252, 0.379)
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
中信建投	(6.072, 2.088, 0.416)	(5.078, 1.935, 0.473)	(6.259, 2.142, 0.403)	(4.790, 1.981, 0.457)	(6.552, 2.252, 0.380)
中信证券	(9.847, 2.939, 0.139)	(5.288, 1.968, 0.461)	(9.435, 2.886, 0.172)	(7.348, 2.527, 0.309)	(9.847, 2.939, 0.139)
中原证券	(2.359, 2.621, 0.278)	(2.652, 2.527, 0.309)	(1.685, 2.734, 0.239)	(3.527, 2.241, 0.385)	(2.097, 2.677, 0.259)

第 3 步,确定每个指标的 PIS 和 NIS。本文的证券公司绩效指标均为效益型指标,因而 PIS 和 NIS 为

$$\begin{aligned}
 y_1^+ &= (9.847, 2.939, 0.139) \\
 y_2^+ &= (9.435, 2.886, 0.172) \\
 y_3^+ &= (9.435, 2.886, 0.172) \\
 y_4^+ &= (7.348, 2.527, 0.309) \\
 y_5^+ &= (9.847, 2.939, 0.139) \\
 y_1^- &= (0.565, 2.886, 0.172) \\
 y_2^- &= (2.206, 2.643, 0.271) \\
 y_3^- &= (1.685, 2.734, 0.239) \\
 y_4^- &= (1.762, 2.725, 0.245) \\
 y_5^- &= (1.685, 2.734, 0.239)
 \end{aligned}$$

$$r^- = \begin{bmatrix} 0.578 & 0.641 & 0.511 & 0.603 & 0.717 \\ 0.573 & 0.910 & 0.684 & 0.717 & 0.824 \\ 0.435 & 0.696 & 0.523 & 0.672 & 0.487 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.455 & 0.610 & 0.501 & 0.598 & 0.487 \\ 0.333 & 0.595 & 0.375 & 0.454 & 0.362 \\ 0.719 & 0.910 & 1.000 & 0.717 & 0.918 \end{bmatrix}$$

第 5 步,计算每个证券公司的加权贴近度,得到的结果如下:

$$\begin{aligned}
 v_1 &= 0.429w_1 + 0.436w_2 + 0.531w_3 + 0.512w_4 + 0.369w_5 \\
 v_2 &= 0.433w_1 + 0.31w_2 + 0.397w_3 + 0.433w_4 + 0.322w_5 \\
 v_3 &= 0.571w_1 + 0.402w_2 + 0.519w_3 + 0.461w_4 + 0.543w_5 \\
 &\vdots \\
 v_{28} &= 0.545w_1 + 0.457w_2 + 0.542w_3 + 0.517w_4 + 0.543w_5 \\
 v_{29} &= 0.75w_1 + 0.47w_2 + 0.724w_3 + 0.688w_4 + 0.734w_5 \\
 v_{30} &= 0.347w_1 + 0.31w_2 + 0.274w_3 + 0.433w_4 + 0.29w_5
 \end{aligned}$$

第 4 步,计算每个指标下证券公司到 PIS 和 NIS 的关联系数矩阵,得到的结果如下:

$$r^+ = \begin{bmatrix} 0.434 & 0.495 & 0.579 & 0.632 & 0.419 \\ 0.437 & 0.409 & 0.451 & 0.548 & 0.392 \\ 0.579 & 0.468 & 0.564 & 0.574 & 0.579 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.545 & 0.514 & 0.593 & 0.639 & 0.579 \\ 1.000 & 0.527 & 0.981 & 1.000 & 1.000 \\ 0.382 & 0.409 & 0.377 & 0.548 & 0.374 \end{bmatrix}$$

第 6 步,建立优化模型。对于指标权重,5 位专家给出的相关信息是

$$T = \begin{cases} w_i > 0.10, i = 1, 2, 3, 4, 5 \\ 0.10 < w_1 - w_2 < 0.15 \\ 0.05 < w_3 - w_4 < 0.10 \\ w_2 - w_4 > 0.05 \\ w_4 - w_5 < 0.01 \end{cases}$$

因而,根据证券公司的加权贴近度和专家给出的信息 T ,可以建立优化模型如下:

$$\begin{aligned} & \max \eta \\ \text{s. t. } & v_1 = 0.429w_1 + 0.436w_2 + 0.531w_3 + \\ & \quad 0.512w_4 + 0.369w_5 \geq \eta \\ & v_2 = 0.433w_1 + 0.31w_2 + 0.397w_3 + \\ & \quad 0.433w_4 + 0.322w_5 \geq \eta \\ & v_3 = 0.571w_1 + 0.402w_2 + 0.519w_3 + \\ & \quad 0.461w_4 + 0.543w_5 \geq \eta \\ & \quad \vdots \\ & v_{28} = 0.545w_1 + 0.457w_2 + 0.542w_3 + \\ & \quad 0.517w_4 + 0.543w_5 \geq \eta \\ & v_{29} = 0.75w_1 + 0.47w_2 + 0.724w_3 + \\ & \quad 0.688w_4 + 0.734w_5 \geq \eta \\ & v_{30} = 0.347w_1 + 0.31w_2 + 0.274w_3 + \\ & \quad 0.433w_4 + 0.29w_5 \geq \eta \\ & 0.1 < w_1 - w_2 < 0.15, \\ & 0.05 < w_3 - w_4 < 0.10, \\ & w_2 - w_4 > 0.05, w_4 - w_5 < 0.01, \\ & w_j \geq 0.10, j = 1, 2, \dots, 5 \\ & w_1 + w_2 + w_3 + w_4 + w_5 = 1 \end{aligned}$$

第7步,计算证券公司绩效评价指标的最优权重。利用lingo软件求解上述模型,得到证券公司评

价指标的最优权重为: $w_1 = 0.372, w_2 = 0.222, w_3 = 0.172, w_4 = 0.122, w_5 = 0.112$ 。

第8步,获取上市证券公司绩效水平排序。

将得到的指标权重带入到第5步的贴近度计算中,计算出证券公司的 v_i 值。根据 v_i 大小对证券公司的综合绩效水平进行排序,得到的结果如图1所示。

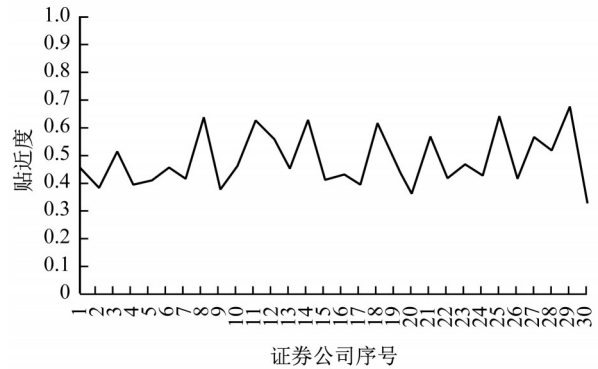


图1 2018年证券公司综合竞争力结果

Fig.1 Results of comprehensive competence of securities companies in 2018

3.2 比较分析

为验证模型结果的准确性,本节将对基于客观财务数据的实数GRA-TOPSIS方法(5个评价指标对应的财务指标分别是总资产、净利率、人均净利润、资产负债率和净资产,数据来源于各公司年报)和证监会给出的2018年评级结果(评级数据来自证监会官网),如表5所示。

表5 排序结果比较

Tab. 5 Comparative results of ranking

证券公司	证监会评级	云模型GRA-TOPSIS排名	实数GRA-TOPSIS排名	证券公司	证监会评级	云模型GRA-TOPSIS排名	实数GRA-TOPSIS排名
中信证券	AA	1	1	方正证券	A	16	16
招商证券	AA	2	6	财通证券	A	17	26
广发证券	AA	3	15	长城证券	A	18	20
国泰君安	AA	4	3	华安证券	A	19	9
海通证券	AA	4	5	浙商证券	A	20	13
华泰证券	AA	6	2	红塔证券	A	21	14
申万宏源	AA	7	18	光大证券	A	22	28
中国银河	AA	7	11	天风证券	A	22	19
国信证券	A	9	4	东兴证券	A	24	17
中信建投	AA	10	7	华林证券	BB	25	10
东方证券	AA	11	21	东吴证券	A	26	29
华西证券	A	12	8	东北证券	BBB	27	23
兴业证券	A	13	30	国海证券	B	28	25
国金证券	A	14	22	山西证券	A	29	27
国元证券	BBB	15	12	中原证券	C	30	24

证监会给出评级结果是基于公司的市场竞争力和风控水平对证券公司进行的综合评价,结果的专

业性和准确性较高,但是相对具体排名来说更为笼统。从表5可以看出,本文提出的云模型GRA-

TOPSIS方法得到的结果和证监会给出的评级结果序列较为相似,因而可以反映出本文提出的模型具有较高的准确性和可靠性。略微不足的是,云模型GRA-TOPSIS在判断国信证券、国元证券、华林证券和山西证券的排序时出现了一些偏差。导致偏差的原因可能在于证券公司2018年出现了一些评价指标之外的事件。例如,国信证券在2018年担任ST华泽财务顾问被证监会罚没2800万元,同时还担任了深陷诈骗门的“黑天鹅”宁波东力的财务顾问。山西证券在2018年评级由2017年的B级连升3级到A级,以净资本和流动性为核心的主要风险控制指标持续符合监管要求,同年推动完成山西路桥借壳上市项目。而实数GRA-TOPSIS得到的结果与评级序列相差较大,从表5可以看出,评级为AA的广发证券、申万宏源和东方证券分别位列第15、18、21名,而评级为BB的华林证券位列第10名,这与事实存在着较大的冲突。从总体上来看,云模型GRA-TOPSIS得到的结果比实数GRA-TOPSIS更接近证监会给出的评级结果。

3.3 结果分析

由图1可知,2018年证券公司整体竞争力处于中低水平,这与金融去杠杆、中美贸易战等因素导致证券公司业务受损是一致的。根据图1可以将上市证券公司的综合绩效分为5个梯队。其中,第1梯队的证券公司关联度在0.6以上的有6家证券公司,分别是中信证券、招商证券、广发证券、国泰君安、海通证券、华泰证券。其中,综合实力表现第1名的是中信证券。从专家聚合评价矩阵表4可以看出,中信证券在经营规模、负债偿还能力和风险管理能力3项指标表现为第1名。综合绩效处在第2梯队的证券公司有申万宏源、中国银河、国信证券、中信建投和东方证券。第3梯队的证券公司有华西证券、兴业证券、国金证券、国元证券、方正证券、财通证券。第4梯队的证券公司有长城证券、华安证券、浙商证券、红塔证券、光大证券、天风证券。第5梯队的证券公司包括东兴证券、华林证券、东吴证券、东北证券、国海证券、山西证券和中原证券。

从各个指标权重来看,经营规模指标的权重最大,为0.372。因此,在经营规模指标评价较高的证券公司排名也比较靠前,例如第1梯队的证券公司的经营规模都较高。从证券行业的发展历程来看,规模越大的证券公司社会声誉也比较高,抗风险能力比较强,则生存发展的能力也就越强。其次,对证券公司绩效表现影响第2大的指标是有盈利能力,

为0.222。盈利能力指标主要考核公司的可持续发展能力,是企业生存发展的原动力。我国上市证券公司的盈利能力大部分处于中下游水平,表现比较好的是招商证券、国信证券、华林证券和华西证券。可见,一些规模较大的证券公司盈利能力并不高,这可能是由于盈利能力指标主要以净利率为参考对象,即一块钱的销售收入可以带来的净利润为多少,而规模大的证券公司的营业收入基数较为庞大,因而净利率较低。运营效率指标考核的是公司获得的利润和投入的成本之比,这个指标一定程度上受证券公司规模影响,企业在一定范围内,规模越大,运营效率越高。规模较大的证券公司,例如中信证券、华泰证券、海通证券,运营效率比较高。同样的,经营规模指标与负债偿还能力和风险管理能力2个指标也具有一定相关性,规模较大的证券公司其负债偿还能力和风险管理能力也相应比较高。

4 结论和建议

本文通过结合云模型和GRA-TOPSIS方法构建了新型多准则决策模型用以对我国上市证券公司进行综合竞争力评价,其中云模型可以反映决策者评价信息的模糊性和随机性,GRA-TOPSIS方法结合了GRA和TOPSIS方法两者的优点,保证了评价指标权重和证券公司排序结果的可靠性和准确性。以中国的30家上市证券公司为案例,对其经营规模、盈利能力、运营效率、负债偿还能力和风险管理能力5个指标进行评价,其中综合绩效水平排名第一的证券公司为中信证券。基于本文的研究结果,对证券公司竞争力提升提出了以下建议:

(1)在控制风险的前提下,证券公司的发展初期时可从提高规模角度来整体上提升证券公司的综合竞争力;在体量达到一定程度后,企业可控制规模,保障企业的盈利能力和经营效率。

(2)具有一定规模的证券公司需重点提高其盈利能力。通过借鉴国外证券公司经营模式,并时刻关注市场发展趋势,捕捉客户需求,开创出更多创新型、特色型业务,推动证券行业的创新发展。

(3)证券公司应该对其风险管理体系进行升级。随着证券公司由传统的单一模式向多元化发展,证券公司的风险管理部门应该加强与各个部门之间的合作,建立一个全方位、多角度的风险管理机制。

参考文献:

- [1] 黄虹,谭磊.基于灰色关联度分析的上市证券公司绩效评价[J].理论经纬,2014(1):292.
HUANG Hong, TAN Lei. Performance evaluation of listed securities companies based on grey correlation analysis [J]. Theory Jingwei, 2014 (1): 292.
- [2] 刘强.基于主成分分析的上市证券公司竞争力研究[J].经济研究导刊,2011(28):74.
LIU Qiang, Research on competitiveness of listed securities companies based on principal component analysis[J]. Economic Research Guide, 2011(28):74.
- [3] HWANG C, YOON K. Multi-objective decision making-methods and application [R]. New York: Springer-Verlag, 1981.
- [4] DENG J L. Control problems of grey systems [J]. Systems & Control Letters, 1982, 1(5): 288.
- [5] LI D Y, LIU C, GAN W, *et al.* A new cognitive model: cloud model [J]. Journal of Intelligent Systems, 2009, 24 (3): 357.
- [6] WANG J Q, PENG L, ZHANG H Y, *et al.* Method of multi-criteria group decision-making based on cloud aggregation operators with linguistic information [J]. Information Sciences, 2014, 274(1): 177.
- [7] WANG J Q, PENG J, ZHANG H Y, *et al.* An uncertain linguistic multi-criteria group decision-making method based on a cloud model [J]. Group Decision and Negotiation, 2015, 24 (1): 171.
- [8] BAO G Y, LIAN X L, MING H E, *et al.* Improved two-tuple linguistic representation model based on new linguistic evaluation scale [J]. Control and Decision, 2010, 25 (5): 780.
- [9] 张余丹,邵鹏.我国证券公司竞争力评价指标体系构建与应用 [J]. 现代商业, 2019, 19(1):119.
ZHANG Yudan, SHAO Peng. Construction and application of competitiveness evaluation index system for securities companies in China [J]. Modern Business, 2019, 19(1):119.
- [10] 罗艳,高云峰,阮莉莉.我国上市证券公司竞争力评价研究[J].西南农业大学学报(社会科学版),2012,10(5):15.
LUO Yan, GAO Yunfeng, RUAN Lili. Research on competitiveness evaluation of listed securities companies in China [J]. Journal of Southwest Agricultural University (Social Sciences Edition), 2012, 10(5):15.

(上接第1494页)

- [3] ANDERSEN L, ANDERSEN J. Jump diffusion processes: volatility smile fitting and numerical methods for option pricing [J]. Review of Derivatives Research, 2000, 4(3): 231.
- [4] ITKIN A, CARR P. Pricing swaps and options on quadratic variation under stochastic time change models—discrete observations case [J]. Review of Derivatives Research, 2010, 13(2): 141.
- [5] KWOK Y K, ZHENG W D. Saddlepoint approximation methods in financial engineering [M]. Berlin: Springer, 2018.
- [6] GLASSERMAN P. Monte Carlo methods in financial engineering [M]. Berlin: Springer, 2004.
- [7] KEMNA A G Z, VORST A C F. A pricing method for options based on average asset values [J]. Journal of Banking and Finance, 1990, 14(1): 113.
- [8] 马俊美,卓金武,张建,等.广义自回归条件异方差模型加速模拟定价理论[J].同济大学学报(自然科学版),2019,47(3):139.
MA Junmei, ZHUO Jinwu, ZHANG Jian, *et al.* The pricing simulation theory of generalized AutoRegressive conditional heteroskedasticity model [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2019, 47(3): 139.
- [9] SHIN J M, SVENSTRUP M. Efficient control variates and strategies for Bermudan swaptions in a LIBOR market model [J]. Journal of Derivatives, 2002, 12(2): 23.
- [10] HESTON S L. A closed-form solution for options with stochastic volatility with applications to bond and currency options [J]. Review of Financial Studies, 1993, 6(2): 327.
- [11] FILIPOVIC D, MAYERHOFER E. Affine diffusion processes: theory and applications [J]. Social Science Electronic Publishing, 2009, 8(3): 984.
- [12] DUFFIE D, FILIPOVIC D, SCHACHERMAYER W. Affine processes with stationary independent increments [J]. Annals of Applied Probability, 2006, 16(2): 853.
- [13] XU C, MA J, TIAN Y. Least-square-based control variate method for pricing options under general factor models [J]. International Journal of Computer Mathematics, 2019, 96(6): 1121.