

均值-CVaR模型在资产配置中的应用研究

——基于A股市场的分析

蔡志进

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2023年12月1日; 录用日期: 2023年12月20日; 发布日期: 2024年2月29日

摘要

我国股票市场存在着较大的投资风险, 探究适用于我国市场风险量化模型, 以及将其应用到投资组合优化中具有重大意义。文章研究了均值-CVaR模型在我国A股市场中的应用, 利用主成分分析法选择五只不同行业优质股票进行均值-CVaR投资组合优化模型的实证分析。研究表明: 在风险偏好既定下, 随着投资组合预期收益率的提高, 最优投资组合中成分股的权重也发生显著变化, 资金向平均收益率较高方差较小的股票倾斜, 并且投资组合CVaR的值也随之缓慢增大, 但始终高于VaR的值。在选定的预期收益率下, 随着置信水平的提高CVaR的值也增大, 投资者的资金更加集中与少数几个收益率较高的资产。研究结果对A股中不同风险偏好的投资者有较好的风险提示与指导意义。

关键词

均值-CVaR, 风险, 资产配置

The Application of Mean-CVaR Model in Asset Allocation

—Analysis Based on A-Share Market

Zhijin Cai

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Dec. 1st, 2023; accepted: Dec. 20th, 2023; published: Feb. 29th, 2024

Abstract

There is a great investment risk in our stock market, so it is of great significance to study the quantitative model of market risk and apply it to portfolio optimization. This paper studies the

文章引用: 蔡志进. 均值-CVaR模型在资产配置中的应用研究[J]. 运筹与模糊学, 2024, 14(1): 446-455.

DOI: 10.12677/orf.2024.141042

application of the mean-CVaR model in our A-share market, and uses principal component analysis to select five high-quality stocks in different industries for the empirical analysis of the mean-CVaR portfolio optimization model. The results show that under the given risk preference, the weight of component stocks in the optimal portfolio changes significantly with the increase of expected return, funds lean toward stocks with higher average returns and smaller variance, and the CVaR of the portfolio slowly increases, but is always higher than the VaR. At the selected expected rate of return, as the confidence level increases the CVaR also increases, investors' funds are more concentrated with a few higher-yielding assets. The results of this study have a good significance for investors with different risk preference in A-share market.

Keywords

Mean-CVaR, Risk, Asset Allocation

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

投资理财观念逐渐深受人们青睐，许多人将金融投资融入日常生活。在追求更高回报的同时，投资者不可避免地面临着与之相伴的风险挑战。伴随着金融创新、全球化、现代信息技术和宽松金融监管等结构性变革，各种金融产品和风险因素相互关联，金融市场变得更为波动和复杂。这一趋势使我们不得不更加关注金融风险的度量问题，并逐渐认识到在投资过程中科学而有效的风险管理至关重要。为此，建议投资者采用合理的投资组合，通过多元化、定期审查、了解不同资产类别等手段来平衡收益和风险。随着投资需求的多样化，理性的风险管理对于维护财务健康变得愈发重要。

现代投资组合理论的核心思想在于通过分散投资，同时优化风险和收益这两个关键目标。找到最合理、高效的资产配置方式成为每个市场参与者和金融学者研究的关键课题。均值-方差模型作为一种经典工具，通过选择相关性较低的资产组合来降低非系统性风险。该模型将成分资产的收益率期望值作为投资收益的反映，同时以标准差作为衡量风险水平的标准。最终，最优的投资组合被定义为在风险和收益两个目标之间取得平衡的组合，强调了在构建投资组合时需要综合考虑并权衡这两个关键方面，以实现理想的投资目标。但该模型并不能定量地分析投资者即将承担多大的市场风险，另一方面在前提假设中认为股票的收益率服从正态分布，但现实中股票收益具有不对称性，即左侧存在肥尾现象。后来学者提出了 VaR 模型，该模型是在给定置信水平下的最大可能损失。于是 VaR 代替标准差作为投资组合的风险度量工具，发展成了均值-VaR 模型受到广泛应用。然而均值-VaR 模型也存在一定的缺陷，VaR 主要关注分布的尾部，但它仅提供了一个极端情况的度量，对超出该尾部的分布没有考虑。在此基础上提出了 CVaR 模型，CVaR 对整个尾部分布进行了平均，更全面地考虑了极端风险。并且考虑了损失的平均值，而不仅仅是最坏情况。这使得 CVaR 更符合一些投资者对于风险的实际看法，尤其是那些对极端情况的关注较高的投资者，也更加清晰地描述了风险与收益的关系。均值-CVaR 模型更为全面和灵活，适用于更广泛的市场条件和投资者风险偏好。

本文通过构建均值-CVaR 模型进行投资组合优化，代入我国 A 股市场中的样本股股票数据求解各成分股票的权重以及组合的 VaR 与 CVaR 的值，对理性投资人给予一定的有效指导。

2. 文献综述

2.1. 投资组合研究现状

投资组合理论是金融学领域的核心议题，其主旨在于通过巧妙的资产配置来最大程度地优化投资组合的回报与风险。Markowitz (1952) [1]首次提出了均值-方差模型，通过数学模型对投资组合的收益和风险进行量化。Tobin (1958) [2]进一步提出了“分离定理”，主张投资者应同时持有市场风险资产和无风险资产，并根据个人偏好决定权重，为后来的CAPM(资本资产定价模型)奠定基础。Sharpe (1963) [3]通过单因素模型对均值-方差模型进行了简化，而Sharpe和Lintner (1965) [4]则推出了CAPM，深入探讨了预期收益率与市场风险之间的紧密关系。Ross (1976)提出了套利定价模型(APT) [5]，认为资产收益率受多个因素影响，为投资组合理论增添了新的维度。在国内研究方面，学者们也为投资组合理论的发展贡献良多。曹长修、唐小我等(1994)致力于均值-方差模型求解算法的研究[6]。荣喜民等人(1998)则进行了均值-绝对离差模型、均值-方差模型和均值-半方差模型比较研究，并通过国内证券市场的实证数据对这些模型进行了评估[7]。汪贵浦等人(2003)对均值-下偏位矩模型进行了改进，解决了模型计算的难题[8]。此外，张树斌等人(2004)在考虑交易成本的基础上，提出均值-方差-偏度模型，并对其进行了效用分析，强调了偏度对投资组合选择的重要影响[9]。这一系列研究不仅推动了投资组合理论的发展，也为实际投资决策提供了深刻的指导。通过国内外学者的努力，投资组合理论在理论和实践层面取得了重要的进展。

2.2. CVaR 风险度量方法的研究现状

VaR模型在金融风险管理中备受青睐，然而，一些固有的限制引发了对其可靠性和适用性的质疑。尤其是在考虑到不可次加性和对超过一定置信水平的损失量难以测量的情况。Artzner (1999)在其研究中指出[10]，这些限制在正态分布假设下才能得到次可加性的条件下尤为显著，而这一前提在真实金融市场的非正态分布环境中难以实现。为了解决这些限制，一些学者提出了改进方法。Tyrrell Rockafellar和Stanislav Uryasev (2000)首次引入了CVaR的概念，以更全面地考虑损失量的一部分，从而提高了模型在非正态分布情境下的适用性[11]。Rockafellar和Uryasev (2002) [12]在此基础上进一步引入了交易费用的约束条件，将模型转化为线性规划问题。这一改进不仅提高了模型的灵活性，更使其能够更好地适应实际金融市场的复杂性，并通过求解获得更为可靠的结果。后续越来越多的学者将此模型运用于投资决策中，姚慧丽(2010)对均值-CVaR模型有效边缘的灵敏性分析发现CVaR更合理地度量风险[13]；康志林等人(2017)针对投资组合收益的非确定性，鲁棒均值-CVaR模型地投资效果更具稳健性[14]。在考虑投资组合模型的不稳健性，即传统投资组合模型具有较低的崩溃点，当数据中存在离群值时，投资组合模型往往会得到偏离实际的投资决策。李雄英等人(2019) [15]针对主成分聚类分析和阮皓麟等人(2020) [16]针对稀疏主成分分析易受到离群值污染的现象，采用了稳健统计方法对传统统计模型进行改进，通过模拟实验和实证分析表明：当数据不受污染时与传统方法结果基本一致，但当受到污染时，稳健改进方法能够更好地抵御离群值的影响，同时得到的结果也更加符合情况。

3. 模型推导

3.1. 模型介绍

VaR是一种衡量金融资产或投资组合在一定置信水平下可能面临的最大损失的风险管理工具。表示在一定置信水平下，资产或投资组合的损失不会超过这个值。如果用 X 为正数的值来表示损失量，则当置信水平为 α 时，损失量 X 的VaR值就是 X 的第 α 个分位数。

$$P\{X \leq \text{VaR}_\alpha(X)\} = \alpha \tag{1}$$

即 $\text{VaR}_\alpha(X) = F_X^{-1}(\alpha)$ 或者 $\text{VaR}_\alpha(X) = \min\{x | F_X(x) \geq \alpha\}$ ，其中 P 表示资产价值损失小于 VaR 损失上限的概率， α 是给定的置信水平。 CVaR 则是在一定持有期间内的损失在超过某个给定的 VaR 值的条件下的期望损失值。其公式为：

$$\text{CVaR}_\beta = \text{VaR}_\beta + E[f(x, y) - \text{VaR}_\beta | f(x, y) > \text{VaR}_\beta] \tag{2}$$

其中 $f(x, y)$ 是一个随机变量，表示组合的预期损失函数； β 为置信水平。

3.2. 模型建立

结合均值 - 方差理论的框架，若把 CVaR 代替标准差作为风险测度的标准，在均值 - 方差曲线的上方表现出一条与 Markowitz 有效边界相交的斜线，这条斜线就是均值- CVaR 模型。均值- CVaR 模型的形式有两种：一种是在给定的置信水平下以一定的期望收益率作为约束条件，求出目标函数的最小 CVaR 值；另外一种是以投资者能承受最大的风险为限制，以求得在此风险下能获得的最大收益。在实际操作中，后者较为容易理解，也更简便一些，因此下文以风险为限制求最大收益率的形式来推导均值- CVaR 模型。

根据均值 - 方差模型及 CVaR 方法，建立均值- CVaR 模型为：

$$\begin{aligned} & \max E(x^T R) \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \text{CVaR}_\alpha(x^T R) \leq W_0 \\ x^T I = 1 \\ x \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{3}$$

其中， $R = (r_1, r_2, \dots, r_n)^T$ ， r_i 为第 i 种资产的期望收益率， W_0 为投资者能承受的风险水平上限， $I = (1, 1, \dots, 1)^T$ 。由 CVaR 定义可知，资产的损益函数可表示为：

$$f(x, R) = -x^T R \tag{4}$$

$$\hat{F}_\alpha(x, \theta) = \theta + \frac{1}{1-\alpha} \int_{R \in R^n} [-x^T R - \theta]^+ p(y) dy \tag{5}$$

当选择的样本是离散型时，假定 R_1, R_2, \dots, R_J 来自总体 R 的样本，估计该投资组合各成分资产的权重比例 x 和 CVaR 的数值，有：

$$\hat{F}_\alpha(x, \theta) = \theta + \frac{1}{J(1-\alpha)} \sum_{k=1}^J [-x_k r_k - \theta]^+ \tag{6}$$

令 $d_k = [-x_k r_k - \theta]^+$ ，则基于样本的均值- CVaR 模型函数表达式为：

$$\begin{aligned} & \max_{x, \theta} R_p = x^T \bar{R} \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \theta + \frac{1}{J(1-\alpha)} \sum_{k=1}^J d_k \leq W_0 \\ d_k \geq -x^T R^k - \theta \\ d_k \geq 0 \\ \sum_{i=1}^n x_i = 1 \\ 0 \leq x_i \leq 1 \end{cases} \end{aligned} \tag{7}$$

其中, $x^T \bar{R}$ 是资产组合的期望收益率, $\bar{R} = \frac{1}{J} \sum_{k=1}^J R^k$ 为投资组合资产的期望收益率向量。

3.3. 模型参数

从模型中看出参数种类繁多, 大致可以分为给定参数, 输出型参数, 输入型参数三大类:

- ① 给定参数: 置信水平 α , 投资者承受的风险水平上限 W_0 , 资产个数 n , 收益率情形数 J 。
- ② 输出型参数: 各资产权重 x , 虚拟变量 d_k , VaR 值 θ 。
- ③ 输入型参数: 资产的期望收益率 r_i 。

参数的选择:

① 置信水平 α , 置信水平是统计学中用来度量置信区间的概念。在风险管理和统计分析中, 置信水平表示对一个估计值的信心程度或可信度。置信水平是不可缺少的参数。不同的置信水平表达不同的具体含义, 一般来说置信水平的选取取决于投资者的风险偏好, 本文中信用水平分别为 0.90, 0.95, 0.99, 分别对应风险偏好者, 风险中立者, 风险厌恶者。

② 投资者承受的风险水平上限 W_0 , 投资者考虑现实情况主观意愿设定的参数, 表示投资者愿意承受的最大损失, 在模型中作为约束条件, 计算在这个风险水平下能够得到的最大收益。

③ 资产个数 n , 投资者事先规定的用于构建投资组合的资产数量。这个决定关乎整个模型的复杂性、计算效率以及对风险和回报的精确度。为便于计算并更好地分散风险, 本文利用主成分分析法对 A 股股票打分后选择排名靠前且不同行业的五只股票。

④ 收益率情形数 J , 一般使用历史模拟法与 Monte-Carlo 模拟法来选择收益率情形数。前者通过使用历史市场数据, 模拟不同时间段内的资产或投资组合的收益率情景。这种方法基于历史数据的变化, 可以捕捉到过去市场的真实波动性和不确定性却不能反映未来可能出现的新趋势或变化, 但历史模拟法相对简单, 易于实施。它不需要过多的复杂数学模型或计算, 只需使用历史数据进行模拟。Monte-Carlo 模拟法假定资产的价格时遵循一个随机过程的, 然后同样遵循这个随机过程模拟未来一段时间的资产价格和收益率情况, 但是该方法具有一定的主观性, 而且计算量巨大。考虑到我国证券市场的股票收益率时间序列并不完全符合正态分布, 本文后续采取了历史模拟法进行估计。

4. 实证分析

4.1. 数据来源与指标选取

数据来源于国泰安数据库, 选取对象为 A 股 2022 年的四个季度财务报表。指标选取的原则是尽可能全面反映公司的发展。分别选取营业收入增长率(x_1), 净利润增长率(x_2), 净资产收益率(x_3), 每股净资产(x_4), 每股收益(x_5), 每股现金流量(x_6), 每股公积(x_7), 每股未分配利润(x_8), 资产负债率(x_9), 资产回报率(x_{10})十个财务指标作为原始变量来进行主成分分析。

十个财务指标覆盖了公司以下几个方面:

① 成长性: 营业收入增长率(x_1)反映公司销售的增长速度, 如果这一比率持续上升, 说明公司的市场份额和规模正在扩大, 是成长性的直接标志。净利润增长率(x_2)表明公司盈利能力的增长情况, 持续的增长表明公司在扩大业务并提高效率, 是公司成长潜力的重要指标。

② 盈利性: 净资产收益率(x_3)描述公司使用自有资本获得净利润的能力。较高的净资产收益率通常意味着公司在创造利润方面效率很高, 盈利性强。每股收益(x_5)为投资者提供每股股票的盈利情况, 是最直接的盈利性衡量指标。资产回报率(x_{10})描述公司利用其总资产产生盈利的能力, 高资产回报率通常表明公司管理层在使用资源方面很有效率。

③ 安全性：每股净资产(x_4)显示股东的权益在每股股票上的分配情况，可以被看作是公司财务稳定性和安全性的指标。资产负债率(x_9)提供了公司财务杠杆的视角，反映公司的债务水平。较低的资产负债率通常被视为公司财务状况较为安全。

④ 扩张性：每股现金流量(x_6)，足够的现金流是公司扩张和投资的基础，每股现金流量显示了公司为每股股票创造现金的能力。每股公积(x_7)反映公司留存收益的情况，可以为公司的未来扩张或其他投资活动提供资金。每股未分配利润(x_8)表明公司保留的利润额度，这些利润可用于未来的扩张项目，是衡量公司扩张潜力的指标。

截至 2022 年 12 月 31 日，从 A 股股票池中排除信息不完整的股票，最终筛选出 5136 只股票。通过 Python 软件对这些股票的财务数据进行标准化处理，并构建相关系数矩阵，观察到所选的十个财务指标之间的相关系数较低，且涵盖了企业多方面的财务表现。随后对这十个财务指标进行标准化处理，运用主成分分析方法进行多指标降维，提取综合指标以反映原始数据的主要变化。通过该分析获得了各个主成分的因子载荷矩阵，并进一步推导了主成分的表达式：

$$\begin{aligned} Z_1 &= 0.508x_4 - 0.430x_5 + 0.189x_6 + 0.512x_7 - 0.508x_8 - 0.005x_9 - 0.010x_{10} \\ Z_2 &= -0.014x_1 - 0.010x_2 - 0.627x_3 - 0.002x_6 + 0.01x_7 - 0.02x_8 + 0.291x_9 - 0.694x_{10} \\ Z_3 &= 0.557x_1 + 0.676x_2 - 0.116x_3 - 0.001x_4 - 0.001x_5 - 0.012x_6 - 0.447x_9 - 0.051x_{10} \end{aligned}$$

对标准化后的股票财务数据进行降维处理后代入主成分表达式，得到每个主成分的具体值。计算每个主成分对总方差的贡献反映每个主成分所保留的信息量，后续根据贡献率对各个主成分进行权重加总，得到综合得分，反映股票在各主成分上的整体表现。最终根据得分排序选取前五只不同行业的股票大商股份(600694)、上汽集团(600104)、鱼跃医疗(002223)、顺络电子(002138)、海螺水泥(600585)组成投资组合进行实证研究。

4.2. 数据处理

本文用 python 编程软件从 tushare 库抓取已经确定的样本股的每个交易日的股票价格数据，以 2020 年 6 月 28 日至 2023 年 6 月 28 日作为样本的时间区间。如果遇到公司停牌导致数据缺失，则以前一天的收盘价作为当日的收盘价格。一般而言，金融资产的风险变为其波动性。本文所使用的收益率均为日收益率，设 T 时刻金融资产的价格为 P_t ，且 $t \in T$ ， T 是所选取数据的时间集合，那么日收益率为 $r = (P_t - P_{t-1}) / P_{t-1}$ 。通过公式对原始数据进行计算，可以得到股票的收益率时间序列。

为验证国内证券市场的收益率是否遵循正态分布，我们对样本股票的收益率序列进行了正态分布检验，以 0.05 设定为 Jarque-Bera 检验的显著性水平，表 1 呈现了样本股票的正态性检验结果。

Table 1. Normality test

表 1. 正态性检验

股票	偏度	峰度	J-B 统计量	P 值
大商股份	0.67	4.25	323.58	0.001
上汽集团	0.23	3.83	443.98	0.001
鱼跃医疗	1.14	7.94	161.67	0.001
顺络电子	-0.28	3.10	295.11	0.001
海螺水泥	-0.40	2.93	274.81	0.001

从结果来看，样本股票的收益率序列呈现出尖峰后尾现象，具有明显的波动性和不平稳性，峰度值也基本都大于 3。表明国内证券市场许多股票的收益率序列存在偏离正态性的情况。因此，如果在实证分析中基于正态分布假设进行研究，可能会导致结果不准确，低估了投资组合的风险。为了规避这种误差，可以在后续研究中采用历史模拟法来进行分析。

4.3. 实证结果及分析

通过模型计算，利用 python 编程软件的指令，可以求解出在既定的期望收益率和置信水平下，投资组合中每只股票的所占权重，按照该结果将资金分配到对于的股票，即得到在保证既定收益率下风险最小的投资组合分配，同时 VaR 和 CVaR 的定量地反映了该投资组合下承受的最大风险值和发生极端损失的情况下该资产的超额损失。本小节通过固定置信水平，研究投资者期望收益率的变化对投资组合成分资产权重及 VaR 和 CVaR 值的影响，下表是置信水平为 0.95，期望收益率从 0.02 上升到 0.09 的结果展示。如表 2 所示。

Table 2. Weights of investment portfolios under different rates of return
表 2. 不同收益率下投资组合的权重情况

R0	大商股份	上汽集团	鱼跃医疗	顺络电子	海螺水泥	VaR	CVaR
0.02	0.134637	0.355053	0.196894	0.125792	0.187624	0.021373	0.027482
0.03	0.109204	0.321822	0.248735	0.100182	0.211697	0.021585	0.028402
0.04	0.083997	0.283873	0.258569	0.095831	0.247730	0.022311	0.030927
0.05	0.078442	0.263772	0.265384	0.084173	0.268230	0.022339	0.031264
0.06	0.069949	0.241546	0.288865	0.075140	0.274500	0.023195	0.033194
0.07	0.050846	0.232850	0.306351	0.067453	0.302500	0.023272	0.033986
0.08	0.050388	0.227606	0.320710	0.062259	0.325037	0.023538	0.034772
0.09	0.040281	0.200730	0.340552	0.069691	0.330746	0.024211	0.037238

从上表中可以看出，随着提高预期收益率，每只股票的权重占比也在不断改变，大商股份(600694)、上汽集团(600104)、顺络电子(002138)三只股票的权重逐渐减少，倾向于鱼跃医疗(002223)与海螺水泥(600585)。通过数据发现，权重上升的两只股票的平均收益率比其他三只股票更高，期望收益率要求的升高使得资金向平均收益率较高的股票集中，从 VaR 和 CVaR 的值可以看出，所承受的风险也逐渐增大。当置信水平一定时，改变期望收益率的数值使其逐渐增大，VaR 和 CVaR 的值会随之而增大。当期望收益率从 0.02 到 0.09 时，CVaR 的值从 0.027482 增大到 0.037238。从图中也可以看出，CVaR 值始终高于 VaR 的值，符合 CVaR 时投资组合超过 VaR 的期望损失的定义。此外，当预期收益率提高时，CVaR 的值也会增加，这表示风险的承受程度增加。对于那些风险厌恶的投资者，他们可以通过提高置信水平来降低投资组合的风险。然而，这样做必然会导致投资组合的预期收益率下降。

相较于均值 - 方差模型，均值-CVaR 模型在已选定的投资组合中具有更多的优势。在不同的置信水平下，均值-CVaR 模型会生成对应的最优投资组合，这些组合在风险和收益之间达到了一种平衡。更高的置信水平要求对更极端的风险进行考虑，因此最优投资组合可能在风险较大的情况下更为保守。均值-CVaR 模型的有效前沿反映了在不同置信水平下投资组合的表现。表 3 是在期望收益率为 0.02 既定的情况下，通过改变置信水平观察投资组合的权重及 VaR、CVaR 的变化。

Table 3. Weights of investment portfolios at different confidence levels
表 3. 不同置信水平下投资组合的权重情况

置信水平	大商股份	上汽集团	鱼跃医疗	顺络电子	海螺水泥	VaR	CVaR
$\alpha = 0.90$	0.123648	0.322136	0.203215	0.115498	0.231568	0.019549	0.023157
$\alpha = 0.95$	0.134637	0.355053	0.196894	0.125792	0.187624	0.021373	0.027482
$\alpha = 0.99$	0.161359	0.394698	0.115489	0.152365	0.161578	0.031365	0.039154

从上表可以看出，不同的置信水平下五只股票的投资权重比例出现显著变化。当置信水平从 0.90 增加到 0.99 时，资产的分配逐项向大商股份(600694)、上汽集团(600104)、顺络电子(002138)倾斜，鱼跃医疗(002223)和海螺水泥(600585)两只股票的平均收益率比另外三只股票更高，因此持有风险也更多，在提高置信水平对这两只股票的分配也逐渐减少，这与之前的分析时相一致的。

从图 1 可以看出，在改变的置信水平后，有效前沿也有显著的差异。投资者的风险偏好水平会影响均值-CVaR 有效前沿的截距。在相同的预期收益下，随着置信水平的提高，有效前沿的曲线向上滑动，可供投资者选择的投资组合区间逐渐减小。并且随着期望收益率的提高，不同置信水平的投资组合的 CVaR 值之间的差额也随之增加，这意味会风险更加厌恶的投资者，投资组合的 CVaR 的边际变化也越大，每提高一单位的预期收益，可能需要承担的风险的也更大，同时也说明了均值-CVaR 有效前沿是一条曲线而非直线。证明了均值-CVaR 模型的有效前沿满足传统投资组合理论中风险与收益的关系，模型也提供了投资者在不同风险承受水平和置信水平下的选择。这使得均值-CVaR 模型在风险管理和资产配置中具有灵活性，可以根据投资者的特定需求生成定制化的最优投资组合。

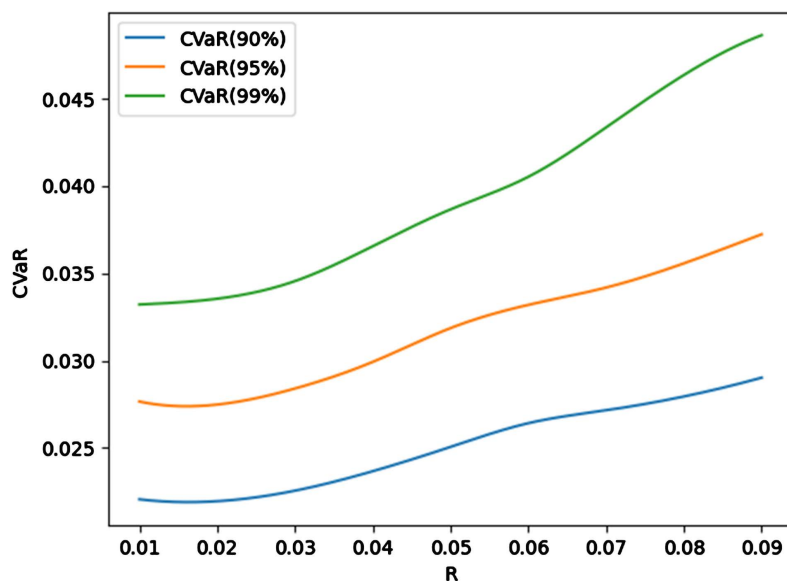


Figure 1. Effective introduction of mean CVaR model at different confidence levels
图 1. 不同置信水平下均值-CVaR 模型的有效前沿

5. 结论与启示

5.1. 研究结论

基于前文的论述和实证结果，可以得出以下结论：第一，对样本股票平均收益率时间序列的正态性

检验可知我国证券市场的股票收益率时间序列大多呈现尖峰厚尾的分布,与正态分布的假设不符,因此,建立在正态分布假设前提下的研究在国内并不适用,并认为均值-CVaR 模型更符合我国证券市场的实际情况。第二,在选定的置信水平下,随着投资组合预期收益率的增加,投资者倾向于选择投资组合中平均收益率较高的成分股,并且投资组合的 VaR 和 CVaR 值也逐渐增加,但是前者始终小于后者,该结果也符合 CVaR 是投资组合超过 VaR 的期望损失的定义,在期望高收益的同时也必定需要承担更大的风险。第三,在固定预期收益率的条件下,通过改变置信水平的值对比最后组合中不同股票的权重和 CVaR 值,不同置信水平的现实意义可以理解为投资者的风险偏好不同,发现随着置信水平的提高,既投资者对风险偏好的程度增加,资金的投入会更加集中于少数几个收益率较高的资产,同时组合的 CVaR 值也逐渐增大,并且对于风险越厌恶的投资者,在提高预期收益时,所可能承担的风险边际变化也更大。

5.2. 研究启示

基于以上结论,本文提出如下建议:第一,从投资者角度来看,投资者的风险偏好程度、投资者的预期收益水平都会影响投资组合的资产配置,在配置时应该采用更适合我国证券市场特征的风险评估模型。投资策略的制定应该更加注重损失的尾部风险,不应该仅考虑预期收益,还应充分估计不利市场条件下可能出现的损失,提高预期风险损失的下限量估算极低概率下的巨额损失事件后,把握风险与收益的权衡,结合自身经济实力和风险偏好选择合理投资组合,深层次地了解资产的风险情况,做出更正确的投资决策。第二,从金融监管角度来看,监管机构在制定相关金融市场政策时,应该考虑股票市场收益分布的特性,制定更为精细化的监管规则,指导投资者采取合适的风险管理工具,避免系统性风险的积聚。鉴于投资者对风险和收益的关系的认识可能有限,金融机构和监管部门应加强对投资者的教育和培训,提高其理财能力和风险意识。

参考文献

- [1] Markowitz, H. (1952) Portfolio Selection. *Journal of Finance*, **7**, 77-91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
- [2] Tobin, J. (1958) Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, **26**, 24-36. <https://doi.org/10.2307/1907382>
- [3] Sharpe, W.F. (1963) A Simplified Model for Portfolio Analysis. *Management Science*, **9**, 277-293. <https://doi.org/10.1287/mnsc.9.2.277>
- [4] Lintner, J. (1965) The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets. *Review of Economics and Statistics*, **26**, 24-36. <https://doi.org/10.2307/1924119>
- [5] Stephen, R. (1976) The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. *Journal of Economic Theory*, **13**, 341-360. [https://doi.org/10.1016/0022-0531\(76\)90046-6](https://doi.org/10.1016/0022-0531(76)90046-6)
- [6] 唐小我, 曹长修, 金德运. 组合预测最优加权系数向量的进一步研究[J]. 预测, 1994(2): 48-49.
- [7] 荣喜民, 张喜彬, 张世英. 组合证券投资模型研究[J]. 系统工程学报, 1998(1): 83-90.
- [8] 汪贵浦, 王明涛. Harlow 下偏矩证券组合优化模型的求解方法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2003, 23(6): 42-47+95.
- [9] 张树斌, 白随平, 姚立. 含有交易成本的均值-方差-偏度资产组合优化模型[J]. 数学的实践与认识, 2004, 34(2): 22-26
- [10] Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.M., et al. (1999) Coherent Measures of Risk. *Mathematical Finance*, **9**, 203-228. <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00068>
- [11] Rockafellar, R.T. and Uryasev, S. (2000) Optimization of Conditional Value-At-Risk. *Journal of Risk*, **2**, 21-42. <https://doi.org/10.21314/JOR.2000.038>
- [12] Rockafellar, R.T. and Uryasev, S. (2002) Conditional Value-At-Risk for General Loss Distributions. *Journal of Banking & Finance*, **26**, 1443-1471. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00271-6](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00271-6)
- [13] 姚慧丽. 均值-CVaR 投资组合有效边缘的灵敏度分析[J]. 统计与决策, 2010(19): 65-67.

-
- [14] 康志林, 李仲飞. CVaR 鲁棒均值-CVaR 投资组合模型与求解[J]. 运筹学学报, 2017, 21(1): 1-12.
- [15] 李雄英, 颜斌. 稳健主成分聚类方法的构建及其比较研究[J]. 数理统计与管理, 2019, 38(5): 849-857.
- [16] 阮皓麟, 王斌会. 稳健稀疏主成分分析法及其实证研究[J]. 数理统计与管理, 2020, 39(1): 80-92.