

# 我国证券行业市场风险度量及发展对策研究

## ——基于改进的蒙特卡罗模拟法

韩光辉, 杨海超, 许莎莎

(河北工程大学 管理工程与商学院, 河北 邯郸 056038)

**[摘要]** 随着金融自由化和新兴技术的发展, 各种金融衍生工具层出不穷, 中国证券行业迎来了蓬勃发展的同时也面临着更大的市场风险。文章基于六家中国证券上市公司股票交易价格, 运用蒙特卡罗模拟法、MC-Box-Cox 模型和 MC-GARCH 模型预测交易日 VaR 并进行回测检验。研究结果表明, 中国证券业面临着较大的市场风险, 因此需要采用高置信水平的 VaR 值进行管理; 蒙特卡罗模拟法存在低估市场风险的弊端; MC-Box-Cox 和 MC-GARCH 模型预测效果相对较好, 可以很好地度量我国证券行业的市场风险。

**[关键词]** 证券行业; 市场风险; VaR; 蒙特卡罗模拟法; Box-Cox; GARCH

doi: 10. 3969/j. issn. 1673-9477. 2024. 01. 004

[中图分类号] F832. 51

[文献标识码] A

[文章编号] 1673-9477(2024)01-0026-10

随着经济全球化和金融自由化的发展, 各种金融衍生工具层出不穷, 中国证券行业也迎来了蓬勃发展, 市场规模不断扩大, 证券公司数量不断增多。此外, 由于移动支付、在线证券交易等新兴技术的发展, 个人参与金融交易更为便利, 非金融专业人士逐渐成为证券交易的主流, 进一步推动了中国证券行业的繁荣, 但同时也带来了更大的市场风险。普通投资者往往缺乏足够的专业知识, 且能利用到的信息也多为公开信息, 一旦市场条件发生变动尤其是极端事件发生, 恐慌极易在普通投资者之间快速传播, 继而扩散至整个证券行业, 如 2015 年 A 股股灾和 2018 年中美经贸摩擦都给各类投资者带来了巨大损失。因此, 对于各类投资者来说, 如何选择一个简单易操作的模型以准确测度市场风险至关重要。

风险价值 (VaR) 自从 20 世纪 90 年代被提出以后, 就因其浅显易懂的特点被广泛运用于风险测度、风险监管、风险管理决策等各种场合。VaR 意为处于风险中的价值, 其含义是在给定的置信水平下, 资产或投资组合在未来特定时间内可能遭受到的最大损失。与传统风险测度方法使用会计财务报表进行事后评估风险不同, VaR 可以事先预测风险, 最大程度上避免风险造成的损失。目前, 主流的 VaR 计算方法主要包括方差-协方差法、历史模拟法和蒙特卡罗模拟法 (Monte Carlo) 三种。其中蒙特卡罗模拟

法通过计算机生成大量随机样本模拟资产未来的价格分布, 进而计算 VaR。考虑了资产价格变动的随机性, 可以很好地模拟价格波动、利率变动、市场条件变动对资产价值的影响, 所以蒙特卡罗模拟法的预测结果相对更为准确, 其应用场合也更为广泛。<sup>[1-2]</sup> 但蒙特卡罗模拟法假设股票收益率服从正态分布且方差在测度期内保持不变, 而股票收益率通常具有“尖峰厚尾、波动集群”的特征, 导致建模时常常会产生严重的偏差。因此, 如何有效估计股票收益率的波动性成为改进蒙特卡罗模拟法精度的重点。

### 一、文献回顾

关于如何更有效地测度股票市场的波动性, 当前的学术研究主要集中在两个方面。

一方面, 研究人员关注于原始数据的处理, 使其满足特定的概率分布假设, 从而更精确地估计波动性。由于正态分布具有固定的均值和方差, 利于风险管理和投资分析, 因此现有研究多对原始数据进行正态化处理。如 Cunha D R 和 Vila R (2020)<sup>[3]</sup> 等基于纽约证券交易所 (NYSE) 的交易数据构建了广义 Birnbaum-Saunders (GBS) 分布的一般 Birnbaum-Saunders 自回归条件持续时间 (BS-ACD) 模型族, 并使用 Box-Cox 变换及对冲击的不对称响应模型进行了进一步改进。研究结果表明, 改善后的模型预

[投稿日期] 2023-09-21

[基金项目] 2022 年河北省高等学校人文社会科学研究项目 (编号: SY2022043)

[作者简介] 韩光辉 (1979-), 男, 河北邯郸人, 博士, 副教授, 研究方向: 金融风险、投资组合管理。

测精度显著提高。Li T 和 Desmond A F (2021) 等<sup>[4]</sup>构建了单变量 Box-Cox 变换高斯 LASSO 模型、三阶段迭代网格搜索 Box-Cox-Transformation 高斯 LASSO 模型,以及规范链路和最优链路的 IG GLM LASSO 模型拟合美国股票市场的波动性。研究表明,相较于其他模型,基于 Box-Cox 变换的高斯模型可以更好地拟合股票市场的波动性。Raiyani A 和 Lathigara A (2021)<sup>[5]</sup>等使用分解、自回归综合移动平均 (ARIMA)、Prophet、Box-Cox 变换等技术分析了 10 家商店 100 种不同商品的供应链运营数据,研究表明,机器学习模型在预测供应链商店未来销售额方面具有较高的准确性。YU F (2021)<sup>[6]</sup>构建了 SVM 模型、朴素贝叶斯模型、决策树模型、BP 神经网络模型和 Wide & Deep 模型预测中国某大盘股特定股票池的走势,并对原始数据分别进行标准化、Min-Max 归一化和 Box-Cox 变换处理。研究结果表明,经过处理后的数据对预测结果起到了明显的改善作用。蔡国涛和乔长录 (2022)<sup>[7]</sup>将 Box-Cox 变换和 Johnson 变换应用于新疆玛纳斯河水文频率计算中,研究表明,经过变换后计算的水文频率于干旱区适应性良好。对原始数据进行正态化处理,不仅可以消除数据中的非随机性和杂音,还可以确保其适合用于传统的统计和计量方法,如时间序列分析、方差-协方差建模等,因此具有极强的适用性。

另一方面,研究关注的重点在于数据的波动性和异方差性,而不需要过多考虑数据的分布情况。研究数据的波动性和异方差性的模型众多,其中 GARCH 族模型由于相对简单,易于实施,被广泛应用于不同类型的金融资产和市场。例如 Tabasi H 和 Yousefi V (2019)<sup>[8]</sup>等使用 GARCH 模型和 EVT 理论计算了德黑兰证券交易所的市场风险,研究结果表明,德黑兰证券交易所收益率存在波动性集群的特性,使用 GARCH 模型可以很好地测度收益率波动。Bouras C 和 Christou C (2019)<sup>[9]</sup>采用面板 GARCH 模型分析了 18 个新兴市场经济体的国家特定和全球地缘政治风险 (GPRs) 对股票市场回报和波动性的作用,研究发现,国家特定的 GPRs 对股票回报没有影响,相对于国内冲击,全球冲击对股市波动性的影响较强。Mohsin M 和 Naiwen L (2020)<sup>[10]</sup>等应用具有异方差和自相关一致性 (HAC) 协方差矩阵的 OLS、GARCH(1,2) 和 EGARCH(1,1) 分析了巴基斯坦上市银行市场风险、利率、汇率和银行股票回报之间的关系,研究表明,GARCH 模型可以准确衡量银行股价的波动性;相对于利率和汇率变化,市场

风险的变动对市场回报的影响更为显著。赵彤 (2018)<sup>[11]</sup>通过构建 GARCH 模型族分析上证综指数收益率波动性,并采用 6 种损失函数对模型的预测能力进行评估,研究表明,GARCH 族模型波动性预测效果相差不大,但 GARCH(1,1) 模型的预测效果相对较好。廖前豪 (2023)<sup>[12]</sup>通过构建 VaR-GARCH 模型研究沪深 300 股指期货,研究发现其收益能够显著覆盖 VaR,表明投资者可以根据 VaR 进行投资决策以对冲风险。GARCH 家族模型由于不预先假设数据的分布,有助于避免假设误差,从而更好地捕捉金融市场中的波动性聚集和波动性的变化。这一特性使得 GARCH 族模型在风险管理和投资组合优化方面非常有用,同时也可用于可靠地预测未来的波动性。

综上所述,通过将 Box-Cox 变换或 GARCH 族模型与传统的统计和计量方法结合,对最终结果均起到了较为明显的改善作用。因此本文使用蒙特卡罗模拟法结合 Box-Cox 变换和 GARCH 模型分别构建 MC-Box-Cox 模型和 MC-GARCH 模型,基于中国证券行业六家上市股票的交易日价格数据测度中国证券行业 VaR。

## 二、模型方法

### (一) 蒙特卡罗模拟法

蒙特卡罗模拟法假设资产价格变化服从正态分布,借助计算机随机的方法模拟出大量资产价格的数值从而计算 VaR,其计算公式如下:

$$S_{t+i\Delta t} = S_{t+(i-1)\Delta t} (1 + \mu\Delta t + \sigma\varepsilon\sqrt{\Delta t}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中, $\mu$  为资产变动期望值; $\sigma$  为资产变动标准差; $n$  为时间分割份数; $\Delta t$  为分割区间长度; $\varepsilon$  为服从标准正态分布的  $n$  个取值。

### (二) MC-Box-Cox 模型

Box-Cox 变换通过引入一个参数对原数据进行变换,可以明显地改善数据的正态性和对称性,其一般形式如下:

$$y(\lambda) = \begin{cases} \frac{y^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln y, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中, $y(\lambda)$  为经 Box-Cox 变换后的新变量; $y$  为原始变量; $\lambda$  为变换参数。结合(1)式和(2)式即可得到 MC-Box-Cox 模型的计算公式:

$$S_{t+i\Delta t} = S_{t+(i-1)\Delta t} (1 + E(y(\lambda))\Delta t + \text{var}(y(\lambda))\varepsilon\sqrt{\Delta t}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

其中,  $E(y(\lambda))$  为 Box-Cox 变换后资产收益率的期望值;  $\text{var}(y(\lambda))$  为 Box-Cox 变换后资产收益率的标准差;  $n$  为时间分割份数;  $\Delta t$  为分割区间长度;  $\varepsilon$  为服从标准正态分布的  $n$  个取值。

### (三) MC-GARCH 模型

时序波动的干扰项方差并不为常数, 而 GARCH 模型就是主要用来刻画这种波动性。GARCH 模型的条件方差不仅是滞后残差平方的线性函数, 还是滞后条件方差的线性函数, 即

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4)$$

其中,  $\omega$  为常数项;  $u_{t-i}^2$  为 ARCH 项, 表示用均值方程的残差的平方表示的从前期得到的波动性信息;  $\sigma_{t-j}^2$  为 GARCH 项, 表示上一期的预测方差。结合(4)式和(1)式即可得到 MC-GARCH 模型的计算公式:

$$\begin{aligned} S_{t+i\Delta t} &= S_{t+(i-1)\Delta t} (1 + \mu\Delta t + \sigma_{t+i\Delta t} \varepsilon \sqrt{\Delta t}), \\ & \quad i = 1, 2, \dots, n \\ &= S_{t+(i-1)\Delta t} [1 + \mu\Delta t + (\omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t+(i-1)\Delta t}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t+(j-1)\Delta t}^2) \varepsilon \sqrt{\Delta t}] \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $\mu$  为资产变动期望值;  $\sigma$  为资产变动的条件标准差;  $n$  为时间分割份数;  $\Delta t$  为分割区间长度;  $\varepsilon$  为服从标准正态分布的  $n$  个取值。

### (四) 回测检验方法

回测检验方法主要有失效率检验法和伯努利模型检验法。失效率检验法通过统计样本损失超过 VaR 事件频率即失效率衡量 VaR 模型的预测结果。失效率  $p$  计算公式如下:

$$p = \frac{n}{N} \quad (6)$$

其中,  $n$  为样本观测期间特例事件发生的次数;  $N$  为样本观测事件的总次数;  $c$  为置信水平。如果 VaR 模型完全有效, 那么  $p = 1 - c$ 。

伯努利模型检验法根据二项分布和中心极限定理计算统计量拒绝域, VaR 统计量落入拒绝域则表示模型错误, 否则, 表示模型正确。假设 VaR 模型正确, 在  $\alpha$  的显著性水平下, 其拒绝域如下:

$$\left| Z = \frac{x - pN}{\sqrt{p(1-p)N}} \right| \geq |Z_{\alpha/2}| \quad (7)$$

其中,  $x$  为特例事件次数;  $p = 1 - c$ ,  $c$  为置信水平;  $N$  为样本总观测次数。

## 三、实证分析

### (一) 数据选择和处理

本文的数据来源于《中国证监会 2021 年证券公司分类结果》《证券公司 2021 年经营业绩指标排名情况》和 Choice 金融终端各证券公司历史交易信息。

截至 2022 年末, 中国共有 102 家证券机构(子公司与母公司视为一家), 其机构评级可分为 AA、A、BBB、BB、CCC、CC、C 等 7 类, 各级别公司数量如图 1。本文按各等级机构数量占总机构比重, 选择各等级产业规模最大机构的 A 股股票组成投资组合, 通过该投资组合的收益波动研究中国证券行业的市场风险。该投资组合所含机构确定为 A 级两家, 分别为东吴证券、方正证券; AA、BBB、BB、CCC 级各一家, 分别为中信证券、海通证券、民生证券、太平洋证券。为使该投资组合更具代表性, 以各机构净资产价值占该投资组合净资产总价值比例确定各机构股票所占比例。最终确定该投资组合由 4210 股中信证券、850 股东吴证券、930 股方正证券、3440 股海通证券、340 股民生证券、230 股太平洋证券组成, 共计 10000 股。

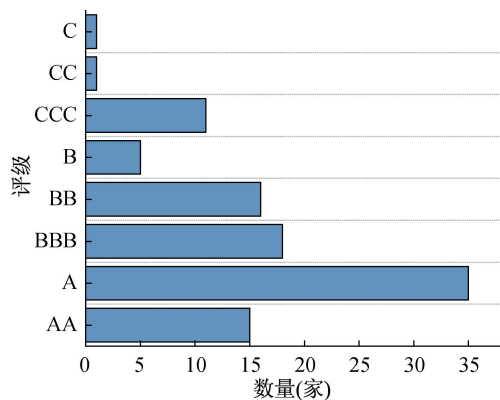


图 1 各评级证券机构数量

本文选取各机构 2012 年 1 月 4 日至 2022 年 4 月 19 日共计 2500 个交易日的股票价格, 以预测期前 500 期的对数收益率作为历史数据对预测期投资组合收益进行估计, 从而计算特定置信度下该投资组合的 VaR。本文置信度选择 90%、95%、99% 三种。通过数据统计分析, 中信证券、东吴证券、方正证券、海通证券、民生证券、太平洋证券股票收益率的均值、方差等信息如表 1 所示, 交易日各机构股票收盘价和日收益率走势如图 2 所示。

由表 1 和图 2 可知, 各机构股票价格的变化均不符合正态分布, 具有明显的“尖峰厚尾、波动集群”特征。但有时为了简化模型会假设资产价格变化服

从正态分布,如蒙特卡罗模拟法假设资产价格变动 服从基于正态分布的几何布朗运动。

表 1 各机构股票收益率参数

机构	均值	标准差	偏度	峰度	J-B 检验 P 值	正态性
中信证券	0.07%	0.02	0.39	7.45	0	非正态
东吴证券	0.05%	0.03	0.24	6.19	0	非正态
方正证券	0.05%	0.03	0.51	7.05	0	非正态
海通证券	0.05%	0.02	0.38	7.51	0	非正态
民生证券	0.03%	0.03	0.27	6.11	0	非正态
太平洋证券	0.04%	0.03	0.26	6.93	0	非正态

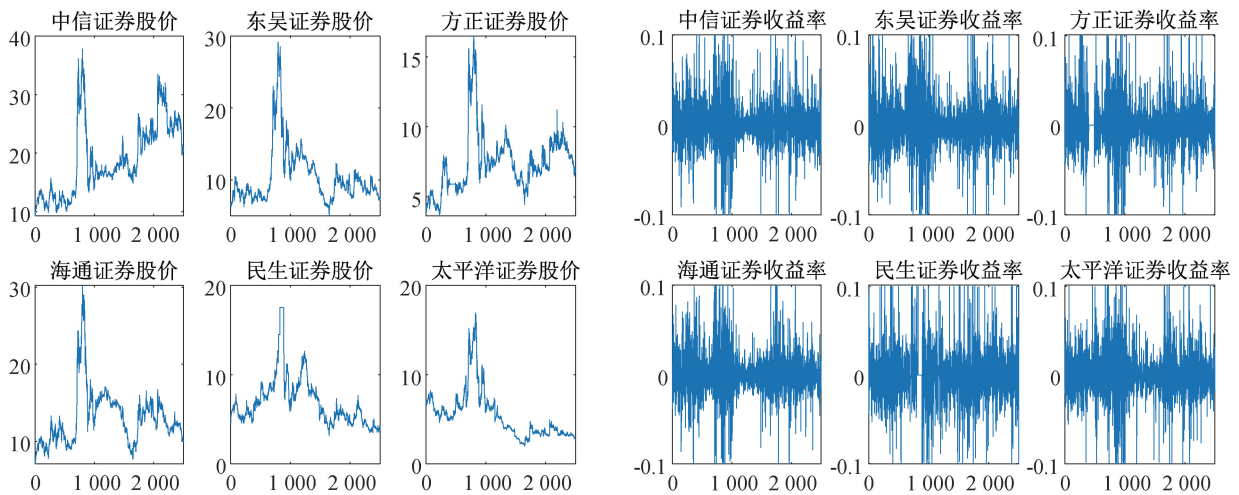


图 2 各机构交易日价格和收益率

### (二) 蒙特卡罗模拟法

#### 1. 基于蒙特卡罗模拟法的 VaR 计算

按照蒙特卡罗模拟法的计算步骤,将 2500 个交易日数据中的前 500 个数据作为初始样本数据,将 后 2000 个数据作为 VaR 预测期的对比数据。在计算过程中,假设股票价格变动遵从基于正态分布的几何布朗运动,时间间隔取 1/200,通过 MATLAB 随机生成 200 个随机变量,进行 20000 次模拟计算,从而测量该投资组合在 90%、95% 和 99% 三个置信水平下的后 2000 个交易日的 VaR 指标值,其变化趋势见图 3。

由图 3 可知,三种置信水平下的 VaR 指标值变化幅度基本同步于资产组合实际损益的变化幅度,但其数值仍有一定偏差。因此,蒙特卡罗模拟法仅能在一定程度上测度该投资组合的市场风险。

#### 2. 蒙特卡罗模拟法的回测检验

根据失效率检验法和伯努利模型检验法对蒙特卡罗模拟法 VaR 预测结果进行检验。由于近期数据比远期数据更有参考性,所以研究样本数量为 500 和 1000 时的 VaR 时,选取的是近期数据即 2020 年 3 月 27 日至 2022 年 4 月 19 日和 2018 年 3 月 8 日至

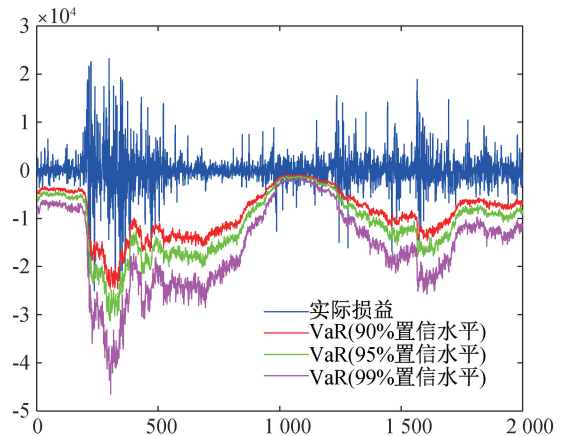


图 3 各置信水平 VaR

2022 年 4 月 19 日期间的交易日数据,检验结果如表 2 所示。

由表 2 中的检验结果可知:在 90% 的置信水平下,各样本数量 VaR 指标均未通过准确性检验。95% 置信水平下,仅有样本数量为 1000 时的 VaR 指标通过了准确性检验。99% 置信水平下,仅有样本数量为 1000 时的 VaR 指标未通过准确性检验;通过对未通过准确性检验的 VaR 指标进行分析,可以发

现:99%置信水平下,样本数量为1000时的VaR指标失效率大于理想失效率,说明VaR指标低估了该资产组合的市场风险;其他置信水平下,各样本数量的VaR指标失效率远远低于回测检验的理想失效率,说明蒙特卡罗模拟法计算的VaR指标会严重高估股票市场风险;各置信水平下,样本数量为1000

时的VaR指标失效率明显大于样本数量500和2000时的失效率,说明VaR指标预测样本1001期至1500期即2018年3月8日至2020年3月25日期间的最大损失值时明显失效。该资产组合于2018年3月8日至2020年3月25日期间的失效率信息如表3。

表2 VaR准确性检验结果

置信水平	$ Z_{\alpha/2} $	样本数	失败次数	失效率	$ Z $	检验结果
90%	1.64	500	4	0.80%	6.86	不准确
		1000	60	6.00%	4.22	不准确
		2000	79	3.95%	9.02	不准确
95%	1.96	500	2	0.40%	4.72	不准确
		1000	43	4.30%	0.99	准确
		2000	50	2.40%	5.01	不准确
99%	2.58	500	0	0.00%	2.25	准确
		1000	24	2.40%	4.43	不准确
		2000	28	1.40%	1.79	准确

表3 2018—2020年VaR准确性检验结果

置信度	样本数	失败次数	失效率	$ Z $	检验结果
90%	500	65	13.00%	2.24	不准确
95%	500	46	9.20%	4.31	不准确
99%	500	29	5.90%	10.79	不准确

由表3可知,该资产组合于2018年3月8日至2020年3月27日期间的准确性检验结果均不准确且失效率明显大于理论失效率,说明检验结果的不准确性是由于模型原因导致。蒙特卡罗模拟法假设股票价格波动是不随时间变化的,因此蒙特卡罗模拟法计算的VaR值不适用于剧烈波动的股票市场。而2018—2019年,由于证券机构股权质押危机影响,各大券商净利润下滑超41%,各大券商股票价格暴跌,整个证券行业处于低迷期。此外,由于金盾股份、中兴通讯、长生生物、中国石化等企业股价相继暴跌,整个A股股票市场处于巨大波动之中。所以,基于蒙特卡罗模拟法计算的该投资组合的VaR值于2018—2019年具有极高的失效率。

以上实证结果表明,在股市正常时期,蒙特卡罗模拟法在衡量市场风险时比较保守,经常会高估市场风险,这是由于布朗运动假设股票价格变化服从正态分布,而由图2可知,该投资组合各机构股票价格变化不符合正态分布,因此会有计算误差造成预测结果的偏差。而在股市动荡期,由于蒙特卡罗模拟法假设股票价格波动是不随时间变化的,因此会出现低估市场风险的情况。低估市场风险会使投资者遭受预料之外的巨大损失,甚至会导致证券机构

的倒闭,而高估风险虽会增加风险管理费用,但其后果远没有低估风险那么严重,因此蒙特卡罗模拟法不宜用于股市动荡期的风险管理。

### (三) MC-Box-Cox 模型

#### 1. 数据正态化

由于蒙特卡罗模拟法假设股票价格变化服从正态分布,而股票价格变化通常不符合正态分布,因此存在计算误差容易造成预测结果的偏差。因此,本文通过Box-Cox变换使各机构股票价格更符合正态分布。经过Box-Cox变换后的各机构股票价格参数如表4,交易日各机构股票收盘价和日收益率走势如图4所示。由表4、图4可知,经过Box-Cox变换后股票价格数据正态性明显改善,股票收益率数据正态性也有所改善。值得注意的是,经过Box-Cox变换后收益率数据可能会超过我国股票市场涨跌10%的限制,最后结果需要进行Box-Cox反解变换。

#### 2. 基于MC-Box-Cox模型的VaR计算

在计算过程中,仍假设股票价格变动遵从几何布朗运动,时间间隔取1/200,通过MATLAB随机生成200个随机变量,进行20000次模拟计算,之后对模拟价格进行Box-Cox反解变换,使模拟价格还原,

表 4 各机构股票价格正态化后参数

机构	均值	标准差	偏度	峰度	J-B 检验 P 值(%)	正态性
中信证券	2.47	0.24	0.01	2.00	0	非正态
东吴证券	0.70	0.01	0.07	2.71	0.4	非正态
方正证券	1.44	0.14	-0.01	3.36	0.01	非正态
海通证券	1.03	0.03	0.02	2.73	2.2	非正态
民生证券	1.03	0.09	0.04	2.45	0	非正态
太平洋证券	1.08	0.19	0.04	2.43	0	非正态

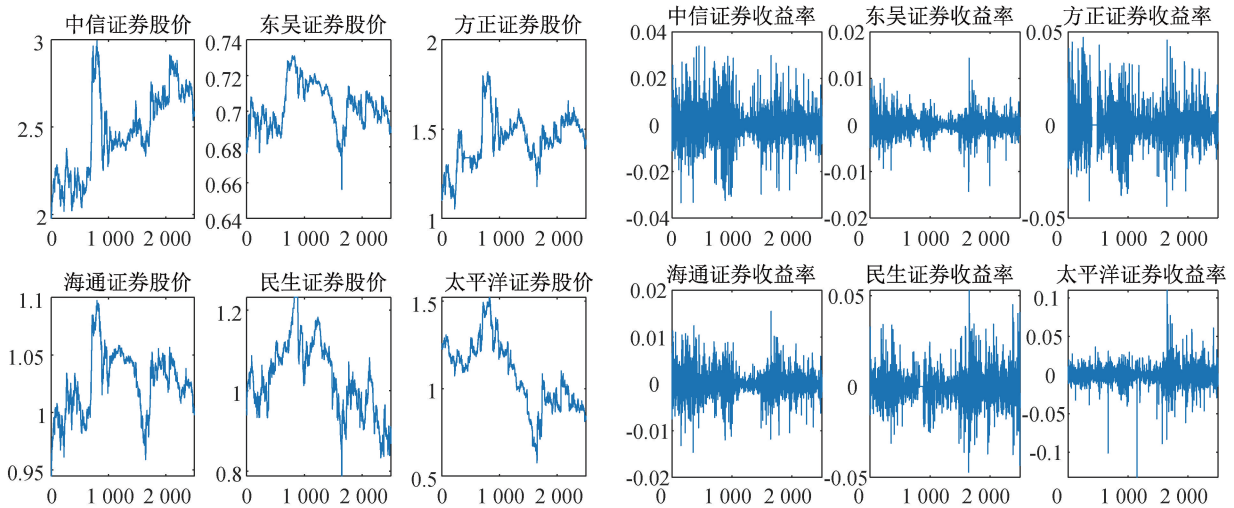


图 4 各机构股票正态化后价格和收益率

进而测量该投资组合在 90%、95% 和 99% 三个置信水平下的后 2000 个交易日的 VaR 指标值,其变化趋势见图 5。

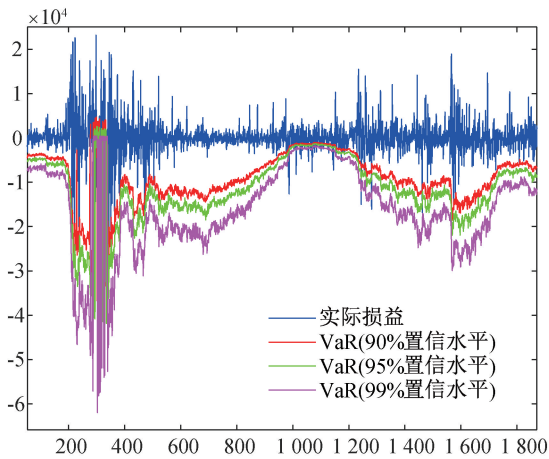


图 5 MC-Box-Cox 模型各置信水平 VaR

由图 5 可知,MC-Box-Cox 模型计算的 VaR 值变化幅度与资产组合实际损益的变化幅度接近,且数值偏差较蒙特卡罗模拟法有较大改善,由此可以初步说明 MC-Box-Cox 模型具有更高的预测准确性,但个别时期 VaR 值仍与实际损益存在较大偏差。

### 3. MC-Box-Cox 模型的回测检验

同样使用失效率检验法和伯努利模型检验法对 MC-Box-Cox 模型预测结果进行检验。结果如表 5 所示。

由表 5 中的检验结果可知:在 90% 的置信水平下,不同样本数量下的 VaR 指标均未通过准确性检验。95% 置信水平下,仅有样本数量为 1000 时的 VaR 指标通过准确性检验。99% 置信水平下,各样本数量的 VaR 指标均通过了准确性检验;通过对未通过准确性检验的 VaR 指标进行分析,可以发现除 90% 置信水平,样本数量为 1000 时的 VaR 预测偏差大于蒙特卡罗模拟法的预测偏差,其他未通过准确性检验的样本预测准确性皆优于蒙特卡罗模拟法;不考虑随机因素,各置信度不同样本数量下 VaR 预测有效率均不高于理论失效率,说明 MC-Box-Cox 模型不会出现低估市场风险的情况。样本数量为 1000 时,仅 90% 置信水平下的 VaR 指标未通过准确性检验,但失效率与样本数量为 500 和 2000 时的失效率已无较大区别。该资产组合于 2018 年 3 月 8 日至 2020 年 3 月 25 日期间的失效率信息见表 6。

表5 MC-Box-Cox 模型 VaR 准确性检验结果

置信水平	$ z_{\alpha/2} $	样本数	失败次数	失效率	$ Z $	检验结果
90%	1.64	500	8	1.60%	6.26	不准确
		1000	51	5.10%	5.17	不准确
		2000	89	4.45%	8.27	不准确
95%	1.96	500	5	1.00%	4.10	不准确
		1000	37	3.70%	1.89	准确
		2000	62	3.10%	3.90	不准确
99%	2.58	500	0	0.00%	2.24	准确
		1000	14	1.40%	1.27	准确
		2000	31	1.55%	2.47	准确

表6 Box-Cox 变换后 2018—2020 年 VaR 准确性检验结果

置信度	样本数	失败次数	失效率	$ Z $	检验结果
90%	500	57	11.4%	1.04	准确
95%	500	35	7%	2.05	不准确
99%	500	16	3.2%	4.94	不准确

由表6可知,在股市动荡期间,MC-Box-Cox 模型于 90%置信水平下的 VaR 指标通过了准确性检验,其他置信水平下失效率也明显降低,说明 MC-Box-Cox 模型于股市动荡期间预测准确性有所改善。

以上实证结果表明,MC-Box-Cox 模型可以解决蒙特卡罗模拟法低估市场风险的缺陷,且于股市动荡期预测效果也有所改善,但 MC-Box-Cox 模型仅能依靠正态化收盘价数据间接改善收益率正态性,因此,MC-Box-Cox 模型的预测结果与实际损益仍有较

大偏差。

(四) 基于 MC-GARCH 模型的 VaR 计算

1. GARCH 模型的建立

为避免出现伪回归现象,建立 GARCH 模型之前需要对该投资组合各机构股票收益率进行平稳性检验和 ARCH 效应检验,本文通过 EViews 9 软件使用 ADF 检验法和异方差检验法进行平稳性和 ARCH 效应检验,检验结果如表 7。

表7 平稳性和 ARCH 效应检验结果

机构	平稳性检验		ARCH 效应检验	
	ADF 统计量	P 值( * 10 <sup>-3</sup> )	F 统计量	P 值
中信证券	-12.878	0.04	118	0
东吴证券	-12.645	0.48	161.468	0
方正证券	-12.083	0	192.415	0
海通证券	-15.532	0	138.977	0
民生证券	-22.325	0.03	141.251	0
太平洋证券	-10.536	0.0	139.217	0

由表7可知,各机构收益率 ADF 统计量 P 值都小于 0.05,表明各机构收益率序列不存在单位根,均为平稳时间序列;各机构收益率 ARCH 检验 F 统计量 P 值都小于 0.05,表明各机构收益率序列均存在着波动聚集现象,可建立 GARCH 模型。

现有研究表明,GARCH 族模型都可以很好地拟合 A 股股票收益率的波动性,且拟合度相差不大,但 GARCH(1,1) 模型的拟合效果相对较好。因此,本文使用 GARCH(1,1) 模型拟合各机构收益率序列。利用 EViews 9 软件估计各机构收益率序列 GARCH (1,1)模型的条件方差方程如下所示:

中信证券:

$$\sigma_n^2 = 6.5319 \times 10^{-6} + 0.0703 \cdot u_{n-1}^2 + 0.9222 \cdot \sigma_{n-1}^2 \quad (8)$$

东吴证券:

$$\sigma_n^2 = 7.4798 \times 10^{-6} + 0.0641 \cdot u_{n-1}^2 + 0.9269 \cdot \sigma_{n-1}^2 \quad (9)$$

方正证券:

$$\sigma_n^2 = 6.5955 \times 10^{-6} + 0.1022 \cdot u_{n-1}^2 + 0.8978 \cdot \sigma_{n-1}^2 \quad (10)$$

海通证券:

$$\sigma_n^2 = 2.9061 \times 10^{-6} + 0.0685 \cdot u_{n-1}^2 + 0.9299 \cdot \sigma_{n-1}^2 \quad (11)$$

民生证券:

$$\sigma_n^2 = 1.1588 \times 10^{-4} + 0.1533 \cdot u_{n-1}^2 + 0.7076 \cdot \sigma_{n-1}^2 \quad (12)$$

太平洋证券:

$$\sigma_n^2 = 1.95 \times 10^{-5} + 0.0974 \cdot u_{n-1}^2 + 0.8752 \cdot \sigma_{n-1}^2 \quad (13)$$

### 2. 基于 MC-GARCH(1,1)模型的 VaR 计算

在 MC-GARCH(1,1)模型的计算过程中,各期的波动率不再固定不变,而是由条件方差方程确定,其余计算步骤与蒙特卡罗模拟法一致。该投资组合在 90%、95%和 99%三个置信水平下的 VaR 指标值变化趋势见图 6。

由图 6 可知,MC-GARCH(1,1)模型测度的 VaR 指标值变化幅度基本同步于资产组合实际损益的变化幅度,且于股市波动期计算的 VaR 值更为接近实

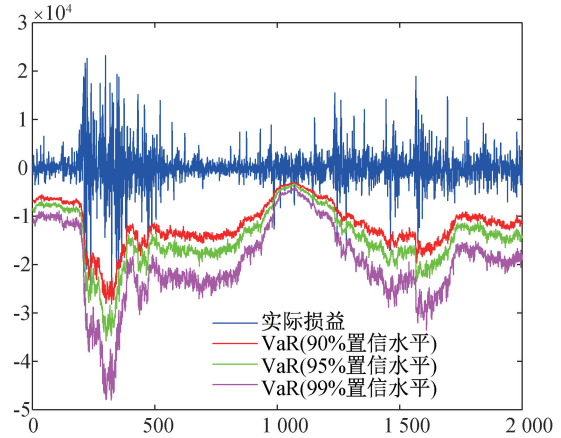


图 6 MC-GARCH(1,1)模型各置信水平 VaR

际损益值,由此可以初步说明 MC-GARCH(1,1)模型具有更好的波动预测性。

### 3. MC-GARCH(1,1)模型的回测检验

基于 GARCH(1,1)模型蒙特卡罗模拟法的失效率检验结果和伯努利模型检验结果,如表 8。

表 8 MC-GARCH(1,1)模型 VaR 准确性检验结果

置信水平	$ z_{\alpha/2} $	样本数	失败次数	失效率	$ Z $	检验结果
90%	1.64	500	5	1.00%	6.71	不准确
		1000	61	6.10%	4.11	不准确
		2000	79	3.95%	9.02	不准确
95%	1.96	500	2	0.40%	4.72	不准确
		1000	40	4.00%	1.45	准确
		2000	53	2.35%	4.82	不准确
99%	2.58	500	0	0.00%	2.25	准确
		1000	15	1.50%	1.59	准确
		2000	21	1.05%	0.22	准确

由表 8 中的检验结果可知:在 90%的置信水平下,各样本数量的 VaR 指标均未通过准确性检验。95%置信水平下,仅有样本数量为 1000 时的 VaR 指标通过了准确性检验。99%置信水平下,各样本数量的 VaR 指标均通过了准确性检验;对未通过准确性检验的 VaR 指标分析可知,MC-GARCH(1,1)模型不同置信水平下各样本数量 VaR 预测偏差均小于蒙特卡罗模拟法的预测 VaR 偏差,但除 90%置信水平且样本数量为 1000 时的 VaR 外,其他置信水平各

样本数量的 VaR 预测偏差略大于 MC-BOX-COX 模型的预测 VaR 偏差;不考虑随机误差,各置信度不同样本数量下 VaR 预测有效率均不高于理论失效率,说明基于 MC-GARCH(1,1)模型的蒙特卡罗预测结果可以避免低估市场风险;样本数量为 1000 时,90%置信水平下的 VaR 指标虽未通过准确性检验,但失效率更接近理论失效率。该资产组合于 2018 年 3 月 8 日至 2020 年 3 月 25 日期间的失效率信息如表 9。

表 9 MC-GARCH(1,1)模型 2018—2020 年 VaR 准确性检验结果

置信度	样本数	失败次数	失效率	$ Z $	检验结果
90%	500	41	8.20%	1.34	准确
95%	500	29	5.8%	0.82	准确
99%	500	0	0%	2.25	准确

由表 9 可知,在股市动荡期间,MC-GARCH(1,1)模型各置信水平下的 VaR 指标均通过了准确性

检验,说明 MC-GARCH(1,1)模型可以很好地度量股市动荡期的市场风险。

以上实证结果表明,MC-GARCH(1,1)模型可以很好地预测股市动荡期的市场风险,但正常市场条件下的预测准确性相较于MC-Box-Cox模型有所降低,但准确性仍高于蒙特卡罗模拟法。

#### (五) 敏感性分析和模型误差检验

模型参数敏感性分析可以识别模型的关键参数,通过优化关键参数可以提高模型的预测精度,同

时,忽略非关键因素可以提高计算效率。因此,本文使用Sobol敏感性分析法识别蒙特卡罗模拟法的关键参数,分析结果见表10。

由表10可知,收益率均值 $\mu$ 、方差 $\sigma$ 和上一时刻股价 $S_{t-1}$ 是最为影响蒙特卡罗模拟法结果的参数,MC-Box-Cox模型和MC-GARCH模型通过改善均值和方差的精度较为明显地改善了预测结果精度。

表10 敏感性分析结果

指标	$S_{t-1}$	$\mu$	$\Delta t$	$\sigma$	$\varepsilon$
一阶影响指数 S	0.66	0.71	0.59	0.69	0.50
总效应指数 ST	0.079	0.23	0.07	0.30	0.15

失效率检验法和伯努利模型检验法较为直观地展示了同一模型下不同置信度和不同样本数量的预测效果,但不适用于不同模型的精度比较。为

了比较不同模型的精度,本文采用了平均绝对误差(MAE)和Kolmogorov-Smirnov检验,检验结果见表11。

表11 敏感性分析结果

指标	蒙特卡罗模拟法	MC-Box-Cox 模型	MC-GARCH 模型
MAE(1e+04*)	1.21	1.20	1.14
统计值	0.80	0.79	0.81
逻辑值	1	1	1
P 值	0	0	0

注:逻辑值1表示与实际分布不同。

由表11可知,MC-Box-Cox模型和MC-GARCH模型的平均绝对误差小于蒙特卡罗模拟法,说明MC-Box-Cox模型和MC-GARCH模型具有更高的预测精度。但值得注意的是,尽管三种模型预测结果总体趋势大致相同,但均与实际分布具有较大差异。

## 四、结论

本文基于六家证券机构股票构成的资产组合研究证券行业的市场风险,运用蒙特卡罗模拟法、MC-Box-Cox模型和MC-GARCH模型测度预期收益并进行回测检验。检验结果表明,相对于蒙特卡罗模拟法,MC-Box-Cox和MC-GARCH模型预测精度相对更高,可以很好地度量我国证券行业的市场风险;三个模型99%置信水平下VaR预测准确性均高于其他置信水平下的预测准确性,表明中国证券行业存在着较大的市场风险。本文基于实证分析结果对证券行业监管部门和各类投资者提出以下建议。

#### (一) 强化市场监管,增强市场透明度

近年来,中国证券市场虽然发展迅速且规模庞大,但与发达国家相比,监管措施依然存在较大的改进空间。通过提高监管机构专业能力、定期审查和更新法

规、严格执法和处罚、定期合规检查等措施可以构建一个透明、公平和有序的市场环境,可以确保市场稳定并保护投资者权益。此外,强化信息披露、确立透明的交易规则、鼓励公开市场报价可以进一步维护投资者信心,吸引国内外资金投入,这些改进措施将有效提高我国证券市场的国际竞争力,推动证券市场稳定健康发展。

#### (二) 扩大金融科技应用,创新金融产品

金融科技在现代金融领域发挥着重要作用,通过推动金融数据分析、区块链技术、人工智能、机器学习和云计算等技术在证券行业的应用,不仅可以提高金融服务的效率、增强金融包容性,还可以提高金融安全性,降低欺诈和黑客攻击的风险。将先进金融科技与传统金融产品结合,开发多样性的金融产品,增加机会的多元化,可以减少对单一金融产品的依赖性,提高了投资回报的同时又有助于分散风险。

#### (三) 加强金融教育和培训,提高金融素质

从本文实证分析结果可以看出,我国证券行业存在着较大的市场风险,需要较高的置信水平进行风险管理。过低的置信水平可能导致忽略风险,造成较大的损失,而过高的置信水平则导致更高的管

理费用支出,这使得管理者需要更加精细地权衡风险和成本,适时地调整管理政策,而这需要管理者具有极高的金融素质。因此,加强金融市场、风险管理和金融工具等知识的培训,既有助于各类投资者避免遭受非必要的损失,又有助于维护金融体系的稳定性,推动证券市场可持续发展。

### 参考文献

- [1] 岳昊敏,孙英隽. 参数法和非参数法 VaR 模型在股市风险中的比较研究——基于沪深 300 指数的实证研究[J]. 智能计算机与应用,2020,10(10):141-144.
- [2] 刘亚娟,徐文彬. VaR 模型三种方法测度沪深股票指数风险的实证研究[J]. 经济研究参考,2014(41):85-88.
- [3] CUNHA D R, VILA R, SAULO H, et al. A general family of autoregressive conditional duration models applied to high-frequency financial data[J]. *Journal of Risk and Financial Management*, 2020, 13(3): 1-20.
- [4] LI T, DESMOND A F, STENGOS T. Dimension reduction via penalized GLMs for non-gaussian response: application to stock market volatility[J]. *Journal of Risk and Financial Management*, 2021, 14(12): 583.
- [5] RAIYANI A, LATHIGARA A, MEHTA H. Usage of time series forecasting model in supply chain sales prediction[C]// IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, 1042(1): 012022.
- [6] YU F. Prediction of a-share trend based on machine learning technologies[C]//2021 IEEE International Conference on Power Electronics, Computer Applications (ICPECA). IEEE, 2021: 282-287.
- [7] 蔡国涛,乔长录. 基于正态变换的玛纳斯河水文频率研究[J]. 人民黄河,2022,44(3):21-25.
- [8] TABASI H, YOUSEFI V, TAMOŠAITIEN J, et al. Estimating conditional value at risk in the Tehran stock exchange based on the extreme value theory using GARCH models[J]. *Administrative Sciences*, 2019, 9(2): 40.
- [9] CHRISTOS B, CHRISTINA C, RANGAN G, et al. Geopolitical risks, returns, and volatility in emerging stock markets: Evidence from a panel GARCH model[J]. *Emerging Markets Finance and Trade*, 2019, 55(8): 1841-1856.
- [10] MOHSIN M, LI N, ZIA-UR-REHMAN M, et al. The volatility of bank stock prices and macroeconomic fundamentals in the Pakistani context: An application of GARCH and EGARCH models[J]. *Oeconomia Copernicana*, 2020, 11(4): 609-636.
- [11] 赵彤. 基于 GARCH 模型族对波动率预测的实证研究——以上证综指为例[J]. 知识经济,2018(9):62-63.
- [12] 廖前豪. 沪深 300 股指期货的风险对冲实证——以 VaR-GARCH 模型检验[J]. 中国管理信息化,2023,26(3): 126-130.
- [13] KARTSONAKIS-MADEMLIS D, DRITSAKIS N. A note on the use of the Box-Cox transformation for financial data[J]. *International Journal of Computational Economics and Econometrics*, 2020, 10(4): 419-422.
- [14] BABU M, HARIHARAN C, SRINIVASAN S, et al. Return and volatility spillovers of Asian Pacific stock markets' energy indices[J]. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 2023, 13(1): 61-66.
- [15] 雷立坤,余江,魏宇,等. 经济政策不确定性与我国股市波动率预测研究[J]. 管理科学学报,2018,21(6):88-98.
- [16] 熊齐扬. 个股的风险价值度 VaR 度量与实证分析——基于 GARCH 模型及历史模拟法[J]. 中国管理信息化,2021,24(13):151-153.
- [17] 张宇. 沪深 300ETF 期权对股票市场波动性的影响研究[D]. 西安:西安理工大学,2022.

[责任编辑 李新]

## Measurement of Market Risk and Development Recommendations in China's Securities Industry Based on Improved Monte Carlo Simulation Method

HAN Guanghui, YANG Haichao, XU Shasha

(School of Management Engineering and Business, Hebei University of Engineering, Handan, Hebei 056038, China)

**Abstract:** With the development of financial liberalization and emerging technologies, various financial derivatives have emerged, leading to robust growth in China's securities industry while also introducing greater market risks. This article, based on the stock trading prices of six Chinese publicly-listed securities companies, employs the Monte Carlo simulation method, MC-Box-Cox model, and MC-GARCH model to predict the Value at Risk (VaR) for trading days and conduct backtesting. The research results indicate that China's securities industry faces significant market risk, necessitating the use of VaR values at high confidence levels for risk management. The Monte Carlo simulation method has the drawback of underestimating market risk. MC-Box-Cox and MC-GARCH models demonstrate relatively good predictive performance and can effectively measure the market risk in China's securities industry.

**Key Words:** securities industry; market risk; VaR; Monte Carlo; Box-Cox; GARCH