

基于ARMA-EGARCH模型的中国A股市场 风险特征研究

何琰琰

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2023年11月10日; 录用日期: 2023年12月1日; 发布日期: 2024年2月18日

摘要

了解股市的波动情况与风险特点, 对帮助投资者和政府制定更有效的投资策略和政策措施都具有重要意义。自2010年以来中国股市经历了许多变化, 文章基于三大宽基指数的收益率序列, 采用非对称模型进行拟合, 进而分析中国A股市场的波动率特征和风险情况。研究结论显示: (1) 非对称模型在服从t分布和GED分布时拟合效果要优于正态分布; (2) 我国A股市场的收益率序列具有明显的杠杆效应; (3) 在我国A股市场中, 中小盘股所面临的风险损失会更大。这些结论为政府在监管机制、投资者教育与保护、市场体系、风险管理、长期投资等方面提供了启示。

关键词

波动率聚集, 风险测度, 非对称模型, 杠杆效应

Research on China A-Share Market Risk Feature Based on ARMA-EGARCH Model

Yanyan He

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Nov. 10th, 2023; accepted: Dec. 1st, 2023; published: Feb. 18th, 2024

Abstract

China's stock market has undergone a lot of changes since 2010. Understanding the volatility and risk characteristics of the stock market is of great significance to help investors and the government to formulate more effective investment strategies and policy measures. Based on the return series of three broad base indices, this paper uses asymmetric model to fit, and then analyzes the volatility characteristics and risk of China A-share market. The results show that: (1) The fitting

effect of asymmetric model is better than that of normal distribution when it follows t distribution and GED distribution; (2) The yield series of China's A-share market has obvious leverage effect; (3) In China's A-share market, small and medium cap stocks will face greater risk losses. These conclusions provide implications for the government in the aspects of supervision mechanism, investor education and protection, market system, risk management, long-term investment and so on.

Keywords

Volatility Aggregation, Risk Measurement, Asymmetric Model, Leverage Effect

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

中国的股票市场与西方发达国家相比存在较大差异。因为在西方发达国家，股市的发展遵循股票市场发展的自然规律，而中国股市是在中国经济转型的过程中逐渐形成的，是考虑中国国情、遵循中国经济发展自然规律的有中国特色的股票市场。中国的股票市场发展历程虽短，却也经历了跌宕起伏的过程，尤其是近几年在遭受疫情冲击的情况下，我国股市的波动变化呈现出之前未有的特征。从长期发展来看，对我国的股市风险情况进行研究很有必要，尤其是极具代表性的 A 股市场。

2010 年之后，随着互联网的兴起，成长型和创新型企业不断崛起，我国的股市也呈现出高速增长迅猛发展的态势，股价的剧烈波动所带来的影响不容忽视。但现有研究多数仅集中于我国的上海证券市场，往往忽略掉中小企业聚集的深圳证券市场。作为 A 股市场的一部分，深圳证券市场的波动状况与 A 股市场整体的风险联系密切。作为中国最重要的股票市场之一，深圳证券市场在 A 股市场中占据着重要地位，深圳证券交易所上市的许多公司代表了新兴产业和高科技领域，市场活力较强。将其纳入可以综合考虑 A 股市场中新兴产业的发展态势、市场情绪和热点轮动等市场动态，有助于预测整个 A 股市场的走势。其波动情况对整个 A 股市场具有重要的影响和示范作用。

对两个市场进行综合分析有助于更全面地了解 A 股市场的整体趋势，而不是局限于某一个地区或交易所的情况。基于此，文章在数据选取时，选取的是能够综合反映两大证券市场情况的宽基指数。为了更好地考虑市值大、中、小型企业表现，最终选择沪深 300 指数、中证 500 指数以及中证 1000 指数作为不同市值和规模的样本代表。文章基于各指数的日收益率序列建立不同分布下的非对称 EGARCH 模型，通过对比选出拟合效果最佳的模型，并对模型结果所反映出的风险特征加以分析，进而提出相应的政策启示。以此更好地促进健康和可持续的股市发展，推动金融服务于实体经济，稳定金融市场。

本文的结构安排如下：第一部分主要介绍了我国股票证券市场的发展背景及现状；第二部分是基于已有研究成果提出本文的创新点；第三部分主要介绍了模型的理论；第四部分为本篇文章的实证过程与结果整理；第五部分是研究结论与对策启示。

2. 文献综述

伴随着金融市场的不断发展和全球化，市场参与者面临着越来越多的风险来源和影响因素[1]。与此同时，大数据技术的提升也使得监管体系不断完善，监管机构对风险的认识和管理也提出了更高的要求

[2]。在全球经济遭受疫情冲击的背景下，股票市场呈现出极为动荡的态势，且各市场股价波动关联程度大幅提升[3]。为了保障金融市场的稳定性和投资者的权益，近年来关于研究股票市场风险的话题成为金融研究领域的重要焦点之一，相关研究集中表现在以下几个方面。

一是研究者利用 GARCH 模型进行波动性分析。这一领域的研究旨在揭示股票市场价格波动的变化模式以及相关影响因素。GARCH 模型的应用使研究者能够更精确地测度和预测市场的波动性[4]，从而提供了对市场风险的深刻理解。基于已有文献研究结论得出，中国 A 股市场的波动性在不同市场环境下表现出显著差异[5]，这对投资者和决策者具有重要的决策意义。

二是研究者关注股票市场的尾部风险。尾部风险是指市场发生极端事件的概率和影响，研究者使用极值理论和相关方法来研究尾部风险[6]，以更好地理解市场崩盘和重大风险事件的潜在机制。现有研究揭示了中国 A 股市场存在的尾部风险聚集现象以及传染效应[7]，这意味着极端事件可能比传统模型预测的更频繁发生。

三是研究者关注市场情绪对股票市场风险的影响。通过将心理学和行为金融领域的理论及方法引入股票市场风险研究中[8]，从而探讨市场参与者的情绪与行为如果塑造市场的波动性。

总的来说，利用 GARCH 类模型进行中国 A 股市场风险特征分析已成为金融研究领域的重要研究方法。随着市场的不断发展，这一领域的研究将继续为金融市场的稳定和投资者的利益提供重要见解。现有研究多数集中于研究中国的上海证券市场，亦或是将上海与深圳两个市场进行对比，缺乏对两者的综合分析；且在进行建模时多数文献直接采用服从正态分布，不符合样本数据的尖峰厚尾特征。文章将通过三个宽基指数将我国 A 股沪深两市排名前 1800 名企业按照股票市值和流动性进行划分，这三个指数反映的股票基本涵盖了我国 A 股的绝大部分，能够综合反映出我国 A 股市场的股票价格表现；在建立非对称模型时不局限于正态分布，通过对比选取拟合最优的分布；并采用动态 VaR 方法，将时间序列中的波动性聚集性和波动性时变结合起来，从而获得较高的预测精度。VaR 模型的加入一方面使得对于研究对象的风险测度更为直观，另一方面也可以通过 VaR 的度量精确程度反过来对模型进行比较，从而选择出最优拟合模型。

3. 模型与数据

3.1. 模型构建

本文采用如下模型进行实证分析：

一是 ARMA 模型。ARMA (p, q)由自回归模型 AR (p)和移动平均模型 MA (q)构成，表达式为：

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (1)$$

其中， X_t 表示当前时间的观测值， c 是常数， ε_t 是随机误差项。表示过去的 p 个观测值， φ_i 是自回归系数， θ_j 是随机误差项， θ_j 是移动平均系数。

二是 GARCH 模型。GARCH 模型包含均值方程(2)和条件方差方程(3)，表达式如下：

$$R_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

其中， p 为 ARCH 项阶数， q 为自回归 GARCH 项的阶数。 ω 为常数项， α 、 β 为待估参数， ε_t 为前期信息残差， σ_{t-j}^2 为前期方差估计值。

三是 EGARCH 模型。与传统的 GARCH 模型相比，EGARCH 模型引入了对过去误差的绝对值的建模，

以更好地捕捉条件方差的非对称性。EGARCH 模型中的条件方差方程为:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{j=1}^q \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\mu_{t-i}}{\sigma_{t-i}} - E\left(\frac{\mu_{t-i}}{\sigma_{t-i}}\right) \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \frac{\mu_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \quad (4)$$

EGARCH (1, 1)模型的形式为:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha \left| \frac{\mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}} - E\left(\frac{\mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right) \right| + \gamma \frac{\mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (5)$$

EViews 中的 EGARCH 模型与上述模型设定上稍有差异, EViews 中指定的条件方差为:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha \left| \frac{\mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{\mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (6)$$

四是 VaR 模型。根据 VaR 的定义式: 可得到 VaR 的计算公式为:

$$VaR_t = \mu_t - Q(q)\sigma_t \quad (7)$$

其中, 为所选 GARCH 类模型的一步向前预测的均值, 为一步向前预测的条件方差。为 q 置信水平下的分位数。

3.2. 数据来源及处理

本文选取三大宽基指数的历史收盘价作为原始数据来源, 采样间隔为日, 时间跨度为 2010 年 1 月 5 日至 2023 年 6 月 2 日, 数据来源为通达信。由于收盘价序列波动幅度大, 故考虑对数据进行对数化处理, 即。由此得到容量为 $N = 3257$ 的对数收益率序列。对数化之后的序列均存在明显的波动聚集性, 且具有非对称性特征, 符合本文的研究模型特征。

4. 实证结果与分析

4.1. 平稳性检验

由于 GARCH 类模型的使用前提为样本数据需是平稳性序列, 因此采用 ADF 检验法分别对三种指数的对数收益率序列进行平稳性检验。通过检验结果表 1 可知, 三个指数的对数收益率序列的 ADF 值均小于 1%、5%、10% 临界值, 且对应的 P 值均小于 0.01, 这说明样本收益率均通过了平稳性检验, 符合 GARCH 模型的前提要求, 所以可以采用这三组对数收益率序列来构建时间序列模型并进行检验。

Table 1. Smoothness test of yield series

表 1. 收益率序列的平稳性检验

	Hs300	Zz500	Zz1000
ADF 统计量	-55.82471	53.64905	-51.89382
(p 值)	<0.01	<0.01	<0.01
1% level	-2.565672	2.565672	-2.565672
5% level	-1.940921	1.940921	-1.940921
10% level	-1.616634	1.616634	-1.616634

4.2. 描述性统计及正态性检验

表 2 给出了三组收益率序列的描述性统计结果。三个指数的最大最小值和标准差区别不大, 重点关

注每组收益率序列的偏度和峰度，明显可以看出，三组序列的偏度均大于零，说明样本序列呈现右偏的特征。且峰度值均大于正态分布的峰值 3，样本分布呈现出明显的尖峰厚尾特征。进一步对收益率序列进行 JB 检验。三类指数 JB 统计量的 P 值均小于 0.01，表明收益率序列均在 1% 显著性水平下拒绝了正态分布的原假设。

Table 2. Descriptive statistics of three indexes return series

表 2. 三大指数收益率序列描述性统计

	Hs300	Zz500	Zz1000
均值	2.31E-05	8.98E-05	0.0001
中位数	0.0002	0.0011	0.0013
最大值	0.0650	0.0639	0.0641
最小值	0.0915	0.0908	0.0920
标准差	0.0141	0.0161	0.0172
偏度	0.6416	0.9399	0.9080
峰度	7.7566	7.0686	6.3811

4.3. 模型拟合

一是 ARMA 模型。ARMA 模型建立的核心是对 p 、 q 阶数的确定。通过自相关图和偏自相关图谱进行初步定阶，考虑到阶数过多会导致模型过于复杂，故初步判定滞后阶数选取为二阶以内。采用各指数的收益率序列分别对 ARMA (1, 1)、ARMA (1, 2)、ARMA (2, 1)、ARMA (2, 2) 四个模型进行估计，并结合 AIC 信息准则选出最优的模型。结果如表 3 所示，对沪深 300 指数的收益率序列选取 ARMA (2, 2) 模型，对中证 500 指数构建 ARMA (1, 1) 模型，中证 1000 指数构建 MA (1) 模型。为了进一步判断该时间序列是否存在条件异方差性，对每个建立的 ARMA 模型进行 ARCH 检验，如下表中 F 检验的 P 值可知，三个模型均通过了 ARCH 检验。

Table 3. ARMA model estimation results

表 3. ARMA 模型估计结果

模型	ARMA (2, 2)	ARMA (1, 1)	MA (1)
AR (1)	0.1128	-0.8330	-
AR (2)	-0.9535	-	-
MA (1)	-0.1243	0.8752	0.0955
MA (2)	0.9258	-	-
F 检验值	35.4240	53.3014	55.7664
(P 值)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)

二是 ARMA-EGARCH 模型。基于既有文献可知，GARCH 类模型的阶数选择应该是低阶的，多选取的是 EGARCH (1, 1) 模型。故分别对三组样本数据服从不同分布下的模型进行分析，各模型参数估计如表 4 所示。三种分布下各模型的参数均为显著，沪深 300 指数收益率序列的非对称效应项显著性虽不如另外两个指数高，但均在 10% 显著性水平下显著。

Table 4. Model estimation results for sample data
表 4. 样本数据的模型估计结果

样本	模型	分布假设	参数值			
			ω	α	γ	β
Hs300	ARMA (2, 2)- EGARCH (1, 1)	正态分布	-0.2094*** (0.0000)	0.1532*** (0.0000)	-0.0109** (0.0371)	0.9889*** (0.0000)
		t 分布	-0.2094*** (0.0000)	0.1389*** (0.0000)	-0.02112** (0.0410)	0.9874*** (0.0000)
		GED 分布	-0.2160*** (0.0000)	0.1435*** (0.0000)	-0.0177* (0.0732)	0.9873*** (0.0000)
Zz500	ARMA (1, 1)- EGARCH (1, 1)	正态分布	-0.2907*** (0.0000)	0.1546*** (0.0000)	-0.0332*** (0.0000)	0.9793*** (0.0000)
		t 分布	-0.2839*** (0.0000)	0.1592*** (0.0000)	-0.0411*** (0.0001)	0.9805*** (0.0000)
		GED 分布	-0.2888*** (0.0000)	0.1562*** (0.0000)	-0.0379*** (0.0001)	0.9797*** (0.0000)
Zz1000	MA (1)- EGARCH (1, 1)	正态分布	-0.3026*** (0.0000)	0.1335*** (0.0000)	-0.0342*** (0.0001)	0.9755*** (0.0000)
		t 分布	-0.2590*** (0.0000)	0.1489*** (0.0000)	-0.0368*** (0.0004)	0.9822*** (0.0000)
		GED 分布	-0.2845*** (0.0000)	0.1431*** (0.0000)	-0.0369*** (0.0002)	0.9786*** (0.0000)

为了确定最优分布，需要进一步结合 AIC 准则来进行判断。由表 5 可知，三个指数样本模型在服从 t 分布和 GED 分布时拟合效果均优于正态分布。具体来说中证 500 和中证 1000 指数在服从 t 分布时 AIC 值最小，而沪深 300 指数却是在服从 GED 分布时模型的估计效果最好。

Table 5. Comparison of model estimation effects for sample data
表 5. 样本数据的模型估计效果比较

样本	模型	分布假设	AIC	SC
Hs300	ARMA (2, 2)- EGARCH (1, 1)	正态分布	-5.8597	-5.8438
		t 分布	-5.9340	-5.9160
		GED 分布	-5.9358	-5.9178
Zz500	ARMA (1, 1)- EGARCH (1, 1)	正态分布	-5.5849	-5.5729
		t 分布	-5.6456	-5.6316
		GED 分布	-5.6360	-5.6221
Zz1000	MA (1)- EGARCH (1, 1)	正态分布	-5.4357	-5.4257
		t 分布	-5.5003	-5.4883
		GED 分布	-5.4912	-5.4792

模型建立后，并对所构建的 ARMA-EGARCH 模型进行异方差性检验，因此对各模型分布进行 ARCH-LM 检验，以此反映模型是否消除了异方差性。由表 6 数据可以看出，F 检验的 P 值均远大于检验水平，即不能拒绝原假设，残差序列不存在自相关。由此说明本文构建的收益率序列波动模型消除了异方差性，模型构建合理。

Table 6. ARMA-EGARCH model robustness test
表 6. ARMA-EGARCH 模型稳健性检验

	ARMA (2, 2)- EGARCH (1, 1)	ARMA (1, 1)- EGARCH (1, 1)	MA (1)- EGARCH (1, 1)
ARCH-LM 检验	0.5961	0.0355	0.1795
p 值	0.4401	0.8505	0.6719

三是 VaR 模型。利用模型的自由度和置信水平计算出新的分位数，再将以上模型估计得到的条件均值和条件方差代入公式(7)，即可得到三个指数在 95%和 99%的置信水平下 VaR 值的动态估计。表 7 为三个模型在 t 分布假设下的 VaR 统计特征，由于 VaR 代表损失，因此计算出的 VaR 均为负值。

Table 7. VaR calculated based on yield volatility modeling
表 7. 基于收益率波动模型计算的 VaR

	置信水平	均值	最大值	最小值	标准差
Hs300	95%	-0.0271	-0.0096	-0.0861	0.0093
	99%	-0.0452	-0.0176	-0.1421	0.0155
Zz500	95%	-0.0296	-0.0145	-0.0997	0.0108
	99%	-0.0479	-0.0235	-0.1595	0.0174
Zz1000	95%	-0.0316	-0.0151	-0.1022	0.0112
	99%	-0.0512	-0.0244	-0.1636	0.0180

将所计算出的 VaR 序列与收益率序列进行对比，若收益率小于所计算出的 VaR 值，则认为这一天的实际损失大于预测损失，说明模型预测失效。经过遍历检验，计算出的 VaR 序列检验最终结果如下表所示。如表 8，三个指数的模型最终检验结论均为有效，说明模型预测效果较好。相比较而言，沪深 300 指数的收益率波动模型失效率最低，但考虑到 ARMA 定阶时由于避免模型过于复杂并未选择最优的滞后六阶，导致模型拟合出的结果与实际情况有一定出入，可能会造成低估。

Table 8. VaR test results based on yield volatility model calculations
表 8. 基于收益率波动模型计算的 VaR 检验结果

	置信水平	t 分位数	期望失效天数	实际失效天数	实际失效率	结论
Hs300	95%	2.0137	163	86	0.0264	有效
	99%	3.3606	33	13	0.0040	有效
Zz500	95%	1.9434	163	126	0.0387	有效
	99%	3.1433	33	27	0.0083	有效
Zz1000	95%	1.9462	163	132	0.0405	有效
	99%	3.1518	33	32	0.0098	有效

5. 研究结论与政策启示

5.1. 研究结论

文章基于三大宽基指数的收益率序列，采用非对称模型进行拟合，进而分析了中国 A 股市场的波动率特征和风险情况。主要研究结论如下。

首先，非对称模型在服从 t 分布和 GED 分布时拟合效果要优于正态分布。由表 5 和表 6 可以看出，三个指数样本模型在服从 t 分布和 GED 分布时拟合效果均优于正态分布。具体来说中证 500 和中证 1000 指数在服从 t 分布时 AIC 值最小，而沪深 300 指数却是在服从 GED 分布时模型的估计效果最好。主要是

因为样本时间序列具有尖峰厚尾特征，正态分布不适用于作为收益率的随机分布，因此在进行模型分析时，具有尖峰特征的 t 分布和 GED 分布会比正态分布具有更好的效果。

其次，我国 A 股市场的收益率序列具有明显的杠杆效应。杠杆效应的存在能够通过非对称效应项系数小于 0 得出，由表 5 可得， γ 不仅均为负并且在统计上也都是显著的，表明在样本期间我国沪深两市的收益率序列均存在杠杆效应。这一系数为负也说明了投资者对指数收益下降的反应比收益上升的反应更强烈，即利空消息比利多消息会带来更大的指数波动。以沪深 300 指数的收益率波动模型为例。在 ARMA(2, 2)-EGARCH(1, 1) 中，其非对称性的系数为 -0.022718，则说明：当出现“利好消息”时，即当 > 0 时，会产生 $\alpha + \gamma = 0.135363 + (-0.022718) = 0.112645$ 倍冲击；当出现“利空消息”时，即当 < 0 时，会产生 $\alpha - \gamma = 0.135363 - (-0.022718) = 0.158081$ 倍冲击。

再次，在我国 A 股市场中，中小盘股所面临的风险损失会更大。由表 7 中计算出的 VaR 统计特征可以得出，我国小盘股所面临的风险损失是最大的，符合股市风险研究的一般特征。分析其原因，主要是由于小盘股的市值相对较小，流动性较差，因而更容易受到信息不对称、市场情绪波动等因素的影响，容易产生较大的价格波动，增加投资者的风险。市值较小的企业所承受风险的能力相较于大中盘股来说都要更弱，且小盘股在我国股市中数量庞大，是不可忽视的一部分，因此对于小盘股的风险管理显得尤为紧要 and 必须。

5.2. 政策启示

基于以上分析，可以得出中国 A 股市场存在着明显的非对称杠杆效应，尤其是对中小盘股来说，抵御风险能力差但承受的风险又最大。由此在政策层面提出以下几点启示。

第一，完善监管机制。政府应该加强对我国 A 股市场的监管，确保市场的公平、透明和稳定运行。这包括设立独立的监管机构，完善法律法规和制度，并加强监管力度。同时监管机构应对交易行为、信息披露和市场操纵等方面进行严格监管，打击非法操纵和操纵性传闻，防止其对市场波动产生负面影响。确保市场公开透明度，减少信息不对称对市场波动的影响，提高市场的合理定价和稳定运行。

第二，健全市场体系和交易机制。政府可以进一步推进市场化改革，完善市场体系和交易机制。这包括优化交易规则，改进交易机制，提高市场的流动性和效率。同时，加强投资者教育和保护加强市场监管，可以通过举办投资者教育活动，提高广大投资者的投资知识和风险意识。并建立健全的投资者保护机制，包括加强投资者权益保护法律的制定和执行，设立独立的争议解决机构，确保投资者的合法权益得到有效维护。

第三，加强风险管理和应对能力。政府可以加强金融机构和市场参与者的风险管理能力培训。提高他们的风险意识和应对能力，包括了解市场风险、制定风险管理策略和使用风险管理工具等方面的培训。同时，建立健全的风险管理工具和衍生品市场，为投资者提供多样化的风险管理选择，以降低股价波动带来的风险。

第四，鼓励长期投资和价值投资。政府可以采取鼓励长期投资和价值投资。例如，给予长期持有股票的投资者一定的税收优惠或激励政策，以减少短期投机行为对市场波动的影响。此外，政府还可以加强投资者对于基本面和公司价值的教育，引导他们进行基于价值的投资决策，减少盲目跟风和不理性投资行为。

通过上述几个方面，政府可以在监管机制、投资者教育与保护、市场体系、风险管理、长期投资等方面采取相应措施，来有效降低中国 A 股市场股价波动率风险，提高投资收益的稳定性，进而稳固我国股市的金融安全。除此之外，这三个模型可以用于对未来股价的预测以及风险防范，投资者和机构可以基于波动率预测来制定适当的风险控制策略，调整仓位配置、设定止损点位等，以最大程度地降低投资

组合的风险。这些措施的综合实施将促进健康和可持续发展的资本市场发展。

参考文献

- [1] 冯丽艳, 程炜文, 肖翔. 我国资本市场股价崩盘风险影响因素文献综述[J]. 财会月刊, 2020(21): 134-141.
- [2] 杜金富, 张红地. 加强对新金融风险的监管[J]. 中国金融, 2020(22): 41-42.
- [3] 石振宇, 安邦. 新冠肺炎疫情蔓延中的股价波动风险及其结构关联[J]. 新疆财经, 2021(6): 13-25.
- [4] 王朋吾. 基于非对称 GARCH 类模型的中国股价波动研究[J]. 统计与决策, 2020, 36(22): 152-155.
- [5] 魏鹏乘. 基于 GARCH-VaR 模型对股票市场风险价值及风险溢出的研究[J]. 河南科技大学学报(社会科学版), 2021, 39(2): 50-55.
- [6] 张昱城, 葛林洁, 李延军. 股票流动性对股市尾部风险的影响——基于 POT 模型的实证研究[J]. 东北大学学报(社会科学版), 2021, 23(2): 21-28.
- [7] 杨子晖, 陈雨恬, 陈里璇. 极端金融风险的有效测度与非线性传染[J]. 经济研究, 2019, 54(5): 63-80.
- [8] 张艾莲, 郭升刚. 投资者情绪对异质股票市场的非对称影响[J]. 统计与信息论坛, 2020, 35(4): 113-118.